



TUGAS AKHIR - SS141501

PERAMALAN PENGGUNA KAPAL FERRY UJUNG-KAMAL DENGAN METODE INTERVENSI DAN ARIMAX

EKA APRILIANI
NRP 1314 105 045

Dosen Pembimbing
Irhamah, M.Si, Ph.D

PROGRAM STUDI S1
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2016



FINAL PROJECT - SS141501

**FORECASTING THE NUMBER OF FERRY PASSENGER
UJUNG-KAMAL USING INTERVENTION AND ARIMAX
METHODS**

**EKA APRILIANI
NRP 1314 105 045**

**Supervisor
Irhamah, M.Si, Ph.D**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2016**

LEMBAR PENGESAHAN
PERAMALAN PENGGUNA KAPAL FERRY UJUNG-
KAMAL DENGAN METODE INTERVENSI DAN ARIMAX

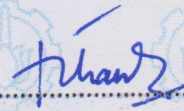
TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada
Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:
EKA APRILIANI
NRP. 1314 105 045

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

Irhamah, M.Si, Ph.D
NIP. 19780406 200112 2 002

()

Mengetahui
Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS



Dr. Suhartono
NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2016

PERAMALAN PENGGUNA KAPAL FERRY UJUNG-KAMAL DENGAN METODE INTERVENSI DAN ARIMAX

Nama : Eka Apriliani
NRP : 1314105045
Jurusan : Statistika
Dosen Pembimbing : Irhamah, M.Si, Ph.D

ABSTRAK

Pelabuhan Ujung-Kamal merupakan pelabuhan penyeberangan yang menjadi gerbang utama dari pelabuhan Kamal di Madura, Kabupaten Bangkalan. Sebelum beroperasinya Jembatan Suramadu, masyarakat Madura menggunakan kapal ferry sebagai alat transportasi menuju Pulau Madura. Semenjak beroperasinya Suramadu, banyak penumpang kapal ferry yang beralih menggunakan Suramadu dikarenakan waktu tempuh lebih cepat dan harga tiket yang lebih murah. Pada tanggal 13 Juni 2015 presiden memberikan kebijakan membebaskan tarif Tol Jembatan Suramadu roda dua. Kebijakan tersebut membuat penumpang kapal ferry Ujung-Kamal semakin menurun. Untuk melihat apakah kebijakan tersebut memberikan pengaruh penurunan penumpang kapal ferry, dilakukan analisis menggunakan metode intervensi. Hasil dari analisis intervensi pada penumpang agregat menunjukkan adanya pengaruh pembebasan tarif Tol Suramadu roda dua, berdampak pada saat 15 hari setelah terjadinya intervensi dan roda dua berdampak 5 hari setelah terjadinya intervensi. Sedangkan kondisi yang berbeda terjadi pada saat peristiwa Idul Fitri dan Idul Adha, Penumpang kapal ferry Ujung-Kamal mengalami peningkatan dibanding hari biasa. Untuk melihat apakah peristiwa Idul Fitri dan Idul Adha, mempengaruhi peningkatan penumpang kapal ferry. Menggunakan analisis ARIMAX efek variasi kalender.

Kata Kunci : *Intervensi, dan ARIMAX Efek Variasi Kalender*

Halaman ini sengaja dikosongkan

FORECASTING THE NUMBER OF FERRY PASSENGER UJUNG-KAMAL USING INTERVENTION AND ARIMAX METHODS

Name : Eka Apriliani
NRP : 1314105045
Department : Statistics
Supervisor : Irhamah, M.Si, Ph.D

ABSTRACT

Ujung-Kamal harbor is a ferry port which became the main gate of the port Kamal in Madura, Bangkalan. Prior to the operation of the Suramadu Bridge Madurese using the ferry as a means of transportation to the island of Madura. Since the longest operation, many passenger ferries which switch to use because the longest travel time is faster and cheaper ticket prices. On June 13, 2015 presidential provide policy frees longest bridge toll rates two wheels. The policy makes passenger ferry Ujung-Kamal has declined. To see whether the policy influence decline in passenger ferry, carried out the analysis using the method of intervention. The results of the analysis of the intervention on aggregate passenger shows the influence of Toll exemption longest two wheels, impacting upon 15 days after the occurrence of the intervention and the impact of two-wheel 5 days after the intervention. While the different conditions at the time the events occurred Idul Fitri and Idul Adha, Passenger ferry Ujung-Kamal increased compared to normal days. To see whether the event Idul Fitri and Idul Adha, affect the increase in passenger ferry services. Using the analysis of the effects ARIMAX calendar variations.

Keyword : Intervention, and ARIMAX EFECT Variation Calendar

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR TABEL	xix
DAFTAR GAMBAR	xxiii
DAFTAR LAMPIRAN	xxvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Batasan Masalah	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Statistik Deskriptif	7
2.2 Analisis Deret Berkala (<i>Time Series</i>)	7
2.3 Uji Akar Unit	8
2.4 Stasioner Suatu Deret Berkala	9
2.5 Fungsi Autokorelasi dan Autokorelasi Parsial ..	11
2.6 Model <i>Autoregressive Integrated Moving</i> <i>Average</i> (ARIMA)	12
2.7 Model <i>Seasonal</i> ARIMA	13
2.8 Identifikasi Model	14
2.9 Estimasi Parameter	15
2.10 Uji Signifikansi Parameter	17
2.11 Diagnosis Model	18
2.12 Ketepatan Metode Peramalan	19
2.13 Model Intervensi	20
2.14 Deteksi <i>Outlier</i>	23
2.15 Estimasi <i>Outlier</i>	24

2.16 Identifikasi Model <i>Outlier</i>	27
2.17 ARIMAX Efek Variasi Kalender	28
2.18 Kendaraan Bermotor.....	29
2.19 Pelabuhan.....	29
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	31
3.1 Sumber Data	31
3.2 Variabel Penelitian.....	31
3.3 Langkah Analisis	32
3.4 Diagram Alir Analisis.....	35
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	41
4.1 Statistika Deskriptif Roda Dua dan Agregat	41
4.2 Analisis Penumpang Agregat Ujung-Kamal Sebelum Intervensi Menggunakan ARIMA.....	45
4.2.1 Identifikasi Data Penumpang Agregat Sebelum Intervensi	45
4.2.2 Estimasi dan Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat pada ARIMA Sebelum Intervensi	51
4.2.3 Pengujian Asumsi Residual <i>White Noise</i> dan Distribusi Normal Data Transformasi Agregat pada ARIMA Sebelum Intervensi ...	51
4.2.4 Pemilihan Model Terbaik Data Transformasi Agregat Sebelum Intervensi	55
4.3 Peramalan Intervensi Pada Data Transformasi Agregat	56
4.3.1 Menduga Orde b , r dan s pada Data Transformasi Agregat.....	57
4.3.2 Pengujian Signifikansi Parameter Pada Data Transformasi Agregat dengan Metode Intervensi	58
4.3.3 Pengujian Asumsi Residual <i>White Noise</i> dan Distribusi Normal dengan Metode Intervensi pada Data Transformasi Agregat...	61
4.4 Peramalan Intervensi Data Transformasi Agregat dengan Penambahan <i>Outlier</i>	66

4.4.1 Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat dengan Menggunakan Intervensi Penambahan <i>Outlier</i>	66
4.4.2 Pengujian Asumsi Residual <i>White Noise</i> dan Distribusi Normal pada Intervensi <i>Outlier</i> Data Transformasi Agregat.....	72
4.4.3 Kriteria Kebaikan Model pada Data Transformasi Agregat dengan Penambahan <i>Outlier</i>	73
4.4.4 Model Intervensi dengan Penambahan <i>Outlier</i> pada Data Transformasi Agregat Kapal Ferry Ujung Kamal	74
4.4.5 Peramalan Penumpang Agregat Kapal Ferry Ujung-Kamal	74
4.5 Analisis Penumpang Roda Dua Ujung-Kamal Sebelum Intervensi Menggunakan ARIMA.....	76
4.5.1 Identifikasi Data Penumpang Roda Dua Sebelum Intervensi.....	77
4.5.2 Estimasi dan Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua pada Model ARIMA Sebelum Intervensi.....	82
4.5.3 Pengujian Asumsi Residual <i>White Noise</i> dan Distribusi Normal Pada Data Transformasi Roda Dua.....	84
4.5.4 Pemilihan Model Terbaik dari Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi.....	87
4.6 Peramalan Intervensi Pada Data Transformasi Roda Dua	88
4.6.1 Menduga Orde b , r dan s pada Data Transformasi Roda Dua.....	89
4.6.2 Pengujian Signifikansi Parameter Pada Data Transformasi Roda Dua dengan Metode Intervensi.....	90

4.6.3 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> dan Distribusi Normal dengan Intervensi Data Transformasi Roda Dua.....	92
4.7 Peramalan Intervensi Data Transformasi Roda Dua dengan Penambahan <i>Outlier</i>	95
4.7.1 Uji Signifikansi Parameter Roda Dua dengan Menggunakan Intervensi Penambahan <i>Outlier</i>	95
4.7.2 Pengujian Asumsi Residual <i>White Noise</i> dan Distribusi Normal Data Transformasi Roda Dua	99
4.7.3 Kriteria Kebaikan Model pada Data Transformasi Roda Dua dengan Penambahan <i>Outlier</i>	99
4.7.4 Model Intervensi dengan Penambahan <i>Outlier</i> Data Transformasi Roda Dua Kapal Ferry Ujung-Kamal	101
4.7.5 Peramalan Data Roda Dua dengan Metode Intervensi Penambahan <i>Outlier</i>	102
4.8 Pemodelan Data Penumpang Agregat dan Roda Dua Menggunakan ARIMAX Efek Variasi Kalender	104
4.8.1 Identifikasi <i>Time Series</i> Plot Data Agregat ..	104
4.8.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Data Transformasi Agregat	109
4.8.3 Pengujian Asumsi Residual <i>White Noise</i> dan Distribusi Normal Data Transformasi Agregat Metode ARIMA	111
4.8.4 Pemilihan Model Terbaik pada ARIMA Data Transformasi Agregat.....	113
4.9 Peramalan Penumpang Agregat Kapal Ferry Ujung-Kamal Menggunakan ARIMAX Efek Variasi Kalender.....	114

4.9.1	Pengujian Signifikansi Parameter dengan ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Agregat.....	116
4.9.2	Pengujian Asumsi Residual <i>White Noise</i> dan Residual Berdistribusi Normal ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Agregat.....	118
4.10	ARIMAX Efek Variasi Kalender dengan Penambahan <i>Outlier</i> Data Transformasi Agregat	119
4.10.1	Pengujian Asumsi Residual <i>White Noise</i> dan Residual Distribusi Normal pada ARIMA Data Transformasi Agregat	121
4.10.2	Kesalahan <i>error</i> terkecil pada ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan <i>Outlie</i>	122
4.10.3	Nilai Ramalan pada Metode ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan <i>Outlier</i> Data TransformasiAgregat	123
4.11	Identifikasi Plot ACF dan PACF <i>Differencing</i> Reguler dan Musiman Data Transformasi Agregat.....	125
4.11.1	Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA Data Transformasi Agregat.	127
4.11.2	Pengujian Asumsi Residual <i>White Noise</i> dan Residual Berdistribusi Normal.....	128
4.11.3	Kriteria Pemilihan Model pada Data Transformasi Agregat.....	129
4.12	Pengujian Signifikansi Parameter dengan ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Agregat	131
4.12.1	Pengujian Asumsi <i>White Noise</i> dan Distribusi Normal ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Agregat.....	132
4.13	Pemodelan Data Roda Dua dengan Metode ARIMA	133

4.13.1	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua	138
4.13.2	Pengujian Asumsi <i>White Noise</i> dan Distribusi Normal pada ARIMA Data Transformasi Roda Dua.....	139
4.13.3	Kriteria Pemilihan Model Terbaik pada ARIMA Data Transformasi Roda Dua	141
4.14	Peramalan ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Roda Dua Kapal Ferry Ujung-Kamal.....	142
4.14.1	Pengujian Signifikansi Parameter dengan ARIMAX Efek Variasi Kalender	143
4.14.2	Pengujian Asumsi Residual <i>White Noise</i> dan Residual Berdistribusi Normal dengan ARIMAX Efek Variasi Kalender	146
4.15	ARIMAX Efek Variasi Kalender dengan Penambahan <i>Outlier</i> Data Tranformasi Roda Dua.....	147
4.15.1	Pengujian Asumsi Residual <i>White Noise</i> dan Residual Berdistribusi Normal dengan ARIMAX Efek Variasi Kalender	149
4.15.2	Kesalahan <i>Error</i> Terkecil pada ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan <i>Outlier</i> Data Transformasi Roda Dua	150
4.15.3	Nilai Ramalan pada Metode ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Roda Dua	153
4.15.4	Perbandingan Metode Terbaik pada Intervensi dan ARIMAX	154
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....		155
5.1	Kesimpulan.....	155
5.2	Saran.....	157
DAFTAR PUSTAKA		159
LAMPIRAN		163

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Nilai Transformasi	10
Tabel 2.2 Pola Grafik dari ACF dan PACF ARIMA Non <i>Seasonal</i>	14
Tabel 2.3 Pola Grafik ACF dan PACF ARIMA <i>Seasonal</i>	15
Tabel 3.1 Struktur Data Penumpang Agregat Ujung-Kamal ...	31
Tabel 3.2 Variabel <i>Dummy</i> ARIMAX Efek Variasi Kalender.....	32
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Penumpang Kapal Ferry Ujung-Kamal	41
Tabel 4.2 Statistika Deskriptif Penumpang Agregat dan Roda Dua Per Hari	42
Tabel 4.3 Uji Dicky Fuller Data Transformasi Agregat	49
Tabel 4.4 Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat.....	51
Tabel 4.5 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Pada Data Transformasi Agregat	53
Tabel 4.6 Uji Residual Distribusi Normal Data Transformasi Agregat	54
Tabel 4.7 Pemilihan Model Terbaik Data Transformasi Agregat Sebelum Intervensi.....	55
Tabel 4.8 Uji Signifikansi Parameter Metode Intervensi Pada Data Transformasi Agregat	58
Tabel 4.9 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Data Transformasi Agregat	61
Tabel 4.10 Uji Residual Berdistribusi Normal Data Transformasi Agregat dengan Metode Intervensi....	63
Tabel 4.11 Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat dengan Intervensi Penambahan <i>Outlier</i>	66
Tabel 4.12 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Data Transformasi Agregat dengan Intervensi Penambahan <i>Outlier</i>	72

Tabel 4.13	Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal pada Data Transformasi Agregat dengan Intervensi Penambahan <i>Outlier</i>	73
Tabel 4.14	Pemilihan Model Terbaik Data Transformasi Agregat dengan Penambahan <i>Outlier</i>	73
Tabel 4.15	Hasil <i>Forecast</i> pada Data Transformasi Agregat.....	75
Tabel 4.16	Uji <i>Dicky Fuller</i> Data Transformasi Roda Dua	80
Tabel 4.17	Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi	82
Tabel 4.18	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi	85
Tabel 4.19	Uji Asumsi Residual Distribusi Normal Transformasi Roda Dua	86
Tabel 4.20	Pemilihan Model Terbaik pada Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi	87
Tabel 4.21	Uji Signifikansi Parameter Metode Intervensi pada Data Transformasi Roda Dua	90
Tabel 4.22	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> pada Data Transformasi Roda Dua	92
Tabel 4.23	Uji Asumsi Residual Distribusi Normal pada Data Transformasi Roda Dua.....	93
Tabel 4.24	Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua dengan Menggunakan Intervensi Penambahan <i>Outlier</i>	95
Tabel 4.25	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Data Transformasi Roda Dua dengan Intervensi Penambahan <i>Outlier</i>	99
Tabel 4.26	Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal pada Data Transformasi Roda Dua dengan Penambahan <i>Outlier</i>	100
Tabel 4.27	Pemilihan Model Terbaik Data Transformasi Roda Dua dengan Penambahan <i>Outlier</i>	101
Tabel 4.28	Hasil <i>Forecasting</i> Data Roda Dua	103
Tabel 4.29	Uji <i>Dicky Fuller</i> Data Transformasi Agregat	107

Tabel 4.30	Uji Signifikan Parameter Data Transformasi Agregat.....	110
Tabel 4.31	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Data Transformasi Agregat	111
Tabel 4.32	Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal Pada Data Transformasi Agregat.....	113
Tabel 4.33	Kriteria Pemilihan Model Terbaik Pada Data Transformasi Agregat	113
Tabel 4.34	Kejadian <i>Outlier</i> pada Data Transformasi Agregat	115
Tabel 4.35	Uji Signifikansi Parameter pada ARIMAX Variasi Kalender Data Transformasi Agregat.....	116
Tabel 4.36	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Agregat	118
Tabel 4.37	Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Agregat	119
Tabel 4.38	Pengujian Signifikansi Parameter pada ARIMAX Efek Variasi Kalender dengan Penambahan <i>Outlier</i>	119
Tabel 4.39	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan <i>Outlier</i> Data Transformasi Agregat	121
Tabel 4.40	Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan <i>Outlier</i> Data Transformasi Agregat	122
Tabel 4.41	Kriteria Kesalahan <i>Error</i> pada ARIMAX Efek Variasi Kalender dengan Penambahan <i>Outlier</i> Data Transformasi Agregat.....	122
Tabel 4.42	Hasil <i>Forecasting</i> pada Data Agregat dengan Metode ARIMAX Efek Variasi Kalender	124
Tabel 4.43	Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat.....	127
Tabel 4.44	Uji Asumsi <i>White Noise</i> Data Transformasi Agregat.....	128

Tabel 4.45	Uji Asumsi Distribusi Normal	129
Tabel 4.46	Kriteria Pemilihan Model Terbaik pada Data Transformasi Agregat	130
Tabel 4.47	Kejadian <i>Outlier</i> pada Data Trnasformasi Agregat.....	130
Tabel 4.48	Uji Signifikansi Parameter pada ARIMAX Variasi Kalender Data Transformasi Agregat.....	131
Tabel 4.49	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Data Transformasi Agregat ARIMAX Efek Variasi Kalender.....	132
Tabel 4.50	Uji Residual Berdistribusi Normal pada Data Transformasi Agregat ARIMAX Efek Variasi Kalender.....	133
Tabel 4.51	Uji Dicky Fuller Data Transformasi Roda Dua	135
Tabel 4.52	Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua	138
Tabel 4.53	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Data Transformasi Roda Dua.....	139
Tabel 4.54	Uji Residual Berdistribusi Normal pada Data Transformasi Roda Dua.....	141
Tabel 4.55	Kriteria pemilihan Model Terbaik pada Data Transformasi Roda Dua.....	141
Tabel 4.56	Kejadian <i>Outlier</i> Data Transformasi Roda Dua.....	142
Tabel 4.57	Uji Signifikansi Parameter pada ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Roda Dua	144
Tabel 4.58	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Data Transformasi Roda Dua ARIMAX Efek Variasi Kalender.....	146
Tabel 4.59	Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Roda Dua.....	146
Tabel 4.60	Uji Signifikansi Parameter pada ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan <i>Outlier</i> Data Transformasi Roda Dua.....	147

Tabel 4.61	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> Data Transformasi Roda Dua ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan <i>Outlier</i>	150
Tabel 4.62	Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal Arimax Efek Variasi Kalender Penambahan <i>Outlier</i> Data Transformasi Roda Dua	150
Tabel 4.63	Kriteria Kesalahan <i>Error</i> Terkecil ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan <i>Outlier</i>	151
Tabel 4.64	Hasil Forecasting pada Data Roda Dua dengan Metode ARIMAX Efek Variasi Kalender	152
Tabel 4.65	Perbandingan Metode Terbaik pada Intervensi dan ARIMAX	154

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Pola Respon Intervensi Step dan Pulse.....	23
Gambar 3.1 Diagram Alir Metode Intervensi.....	35
Gambar 3.2 Diagram Alir ARIMAX Variasi Kalender	37
Gambar 4.1 <i>Box-Plot</i> dari Penumpang Agregat Kapal Ferry Ujung-Kamal	43
Gambar 4.2 <i>Box-plot</i> pada Penumpang Roda Dua Kapal Ferry Ujung-Kamal.....	44
Gambar 4.3 <i>Time Series</i> Plot Data Agregat 1 Januari 2014-1 Januari 2016.....	46
Gambar 4.4 <i>Time Series</i> Plot Data Agregat Sebelum Intervensi	46
Gambar 4.5 <i>Box-cox</i> Data Penumpang Agregat	47
Gambar 4.6 Hasil Transformasi <i>Box-cox</i> Data Penumpang Agregat	48
Gambar 4.7 Plot ACF dan PACF Data Transformasi Agregat	49
Gambar 4.8 Hasil <i>Differencing</i> Plot ACF dan PACF Data Transformasi Agregat.....	50
Gambar 4.9 Kurva <i>Skewness</i> dan <i>Kurtosis</i> Data Transformasi Agregat Model ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1) ⁷	56
Gambar 4.10 <i>Bar-chart</i> Nilai Respon Data Transformasi Agregat	57
Gambar 4.11 Kurva <i>Skewness</i> dan Kurtosis pada Data Transformasi Agregat dengan Intervensi pada ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,2) ⁷	64
Gambar 4.12 Kurva <i>Skewness</i> dan Kurtosis pada Data Transformasi Agregat dengan Intervensi pada ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1) ⁷	64
Gambar 4.13 Kurva <i>Skewness</i> dan Kurtosis pada Data Transformasi Agregat dengan Intervensi pada ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1) ⁷	65

Gambar 4.14	<i>Time Series</i> Plot Data Aktual Agregat dengan Data Ramalan	75
Gambar 4.15	<i>Time Series</i> Plot Data Roda Dua 1 Januari 2014-1 Januari 2016	77
Gambar 4.16	<i>Time Series</i> Plot Data Roda Dua Sebelum Intervensi	78
Gambar 4.17	Box-cox Data Penumpang Roda Dua.....	78
Gambar 4.18	Hasil Transformasi Box-Cox pada Data Roda Dua	79
Gambar 4.19	Plot ACF dan PACF Data Transformasi Roda Dua	80
Gambar 4.20	Plot ACF dan PACF Hasil <i>Differencing</i> Data Transformasi Roda Dua.....	81
Gambar 4.21	Kurva <i>Skewness</i> dan <i>Kurtosis</i> pada Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi	88
Gambar 4.22	Bar-chart Residual Data Roda Dua.....	89
Gambar 4.23	Kurva <i>Skewness</i> dan <i>Kurtosis</i> Data Residual Transformasi Roda Dua dengan Intervensi pada ARIMA $([2,6],0,1)(0,1,2)^7$	94
Gambar 4.24	Kurva <i>Skewness</i> dan <i>Kurtosis</i> Data Residual Transformasi Roda Dua dengan Intervensi pada ARIMA $([2,6],0,[1,6])(0,1,2)^7$	94
Gambar 4.25	Plot Data Aktual Roda Dua dengan Data Ramalan.....	102
Gambar 4.26	<i>Time Series</i> Plot Data Agregat.....	105
Gambar 4.27	Box-cox Data Agregat	106
Gambar 4.28	Hasil Transformasi Box-cox Data Agregat	106
Gambar 4.29	Data Transformasi Agregat Plot ACF dan PACF	108
Gambar 4.30	Hasil <i>Differencing</i> Plot ACF dan PACF pada Data Transformasi Agregat	109
Gambar 4.31	<i>Time Series</i> Plot Data Aktual dengan Data Ramalan ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan <i>Outlier</i>	123

Gambar 4.32	Plot ACF dan PACF <i>Differencing</i> Musiman Data Transformasi Agregat.....	126
Gambar 4.33	Plot ACF dan PACF <i>Differencing</i> Reguler dan Musiman Data Transformasi Agregat	127
Gambar 4.34	<i>Time Series</i> Plot Data Roda Dua	133
Gambar 4.35	Box-cox Data Roda Dua.....	134
Gambar 4.36	Hasil Transformasi Plot Box-Cox Data Roda Dua	135
Gambar 4.37	Plot ACF dan PACF Data Transformasi Roda Dua	136
Gambar 4.38	Hasil <i>Differencing</i> Plot ACF dan PACF Data Transformasi Roda Dua.....	137
Gambar 4.39	<i>Time Series</i> Plot Data Transformasi Roda Dua dengan Data Ramalan ARIMAX Variasi Kalender.....	152

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran A Data Penumpang Agregat dan Roda Dua Kapal Ferry Ujung-Kamal.....	163
Lampiran B Program SAS Dicky Fuller Data Transformasi Agregat dan Roda Dua Sebelum Intervensi.....	165
Lampiran C Program SAS ARIMA Sebelum Intervensi.....	167
Lampiran D Program SAS intervensi Data Tranformasi Agregat dan Roda Dua	169
Lampiran E Program SAS Intervensi dengan Penambahan <i>Outlier</i>	171
Lampiran F Output SAS Dicky Fuller	173
Lampiran G Output SAS ARIMA Sebelum Intervensi Data Transformasi Agregat.....	174
Lampiran H Output SAS ARIMA Sebelum Intervensi Data Transformasi Roda Dua.....	178
Lampiran I Output SAS Intervensi.....	185
Lampiran J Output SAS Intervensi Dengan Penambahan <i>Outlier</i>	187
Lampiran K Output Jenis <i>Outlier</i> pada Model Intervensi.....	190
Lampiran L Program SAS Dicky Fuller pada ARIMAX	194
Lampiran M Program SAS ARIMAX	196
Lampiran N Output SAS Dicky Fuller Sebelum ARIMAX	198
Lampiran O Output SAS Sebelum ARIMAX.....	199
Lampiran P Output SAS <i>Outlier</i>	201
Lampiran Q Output SAS ARIMAX	202

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pelabuhan Ujung adalah pelabuhan penyeberangan di Kota Surabaya, menghubungkan Surabaya dengan Pulau Madura yaitu pelabuhan Kamal Kabupaten Bangkalan. Pelabuhan Kamal merupakan pelabuhan penyeberangan di Kecamatan Kamal, Kabupaten Bangkalan yang menghubungkan Pulau Madura dan Pulau Jawa yaitu di pelabuhan Ujung Kota Surabaya. Pelabuhan ini dikelola oleh PT ASDP (Angkutan Sungai Danau dan Penyeberangan) Indonesia Ferry (Persero), melayani lintasan Ujung-Kamal (Surabaya-Madura) melintasi Selat Madura. Sebelum beroperasinya Jembatan Suramadu pada tahun 2009, pelabuhan Kamal merupakan pintu gerbang utama keluar masuk ke Pulau Madura. Pelayaran dari pelabuhan Kamal ke Pelabuhan Ujung Surabaya ditempuh sekitar 30 menit menggunakan kapal ferry melintasi Selat Madura. Sejak beroperasinya Jembatan Suramadu, pengguna pelabuhan ini mengalami penurunan, hingga menyebabkan PT ASDP Ujung-Kamal diambang kehancuran. Pelabuhan Ujung-Kamal mempunyai beberapa kapal yang terkenal kecil. Bahkan lebih kecil dibandingkan dengan kapal ferry yang berada di tempat lain seperti Merak-Bakahueni ataupun Ketapang-Gilimanuk. Kapal yang beroperasi disini namanya cukup unik. Contohnya KMP Jokotole, KMP Trunojoyo, KMP Potre Koneng, bahkan KMP selat madura 1 dan 2. Kebanyakan nama dari kapal tersebut berasal dari nama tokoh terkemuka di pulau madura. Semenjak beroperasinya Jembatan Suramadu dari beberapa kapal besar, kini hanya tinggal belasan kapal yang berukuran kecil (Kementrian Perhubungan, 2014).

Kompas (2015) mempublikasikan Presiden Joko Widodo membebaskan tarif Jalan Tol Jembatan Suramadu (Surabaya-Madura). Pembebasan tarif berlaku khusus untuk jenis kendaraan bermotor roda dua, mulai sabtu 13 Juni 2015 pukul 00.00 WIB. Keputusan ini sebelumnya telah di bicarakan dengan Menteri

Pekerjaan Umum, Perumahan Rakyat dan Menteri BUMN. Pembebasan tarif tol tersebut diharapkan dapat menekan biaya logistik dan meningkatkan penghasilan masyarakat. Presiden meminta baik masyarakat Surabaya maupun Madura untuk memanfaatkan pembebasan biaya Tol Suramadu, sekaligus meminta agar masyarakat di kedua wilayah (Surabaya-Madura) memelihara Jembatan Suramadu dengan sebaik-baiknya. Pertimbangan pembebasan tarif banyak pedagang asal Madura yang mencari nafkah di Surabaya setiap harinya lewat Tol Jembatan Suramadu (Detikfinance, 2015). Kendaraan yang beralih ke jembatan Suramadu dikarenakan waktu tempuh menuju Madura lebih cepat dibandingkan dengan menggunakan kapal ferry. Kondisi ini menyebabkan Angkutan Sungai Danau dan Penyeberangan atau ASDP di Dermaga Ujung kian hari terpuruk (Pojokpitu, 2015).

Puluhan karyawan PT Angkutan Sungai Danau dan Penyeberangan (ASDP) terancam dipecat setelah pembebasan bea masuk Tol Jembatan Suramadu (TJS). Sebanyak 40 karyawan PT ASDP Kamal Kabupaten Bangkalan, Jawa Timur terancam pemutusan hubungan kerja (PHK) akibat kebijakan pemerintah menggratiskan Tol Jembatan Suramadu untuk kendaraan roda dua. Pengurangan karyawan tidak dapat dihindarkan karena penggratisan Tol Suramadu akan berdampak pada penurunan jumlah penumpang khususnya roda dua. Sementara 80 persen pendapatan terbesar PT ASDP Ujung-Kamal selama ini dari kendaraan roda dua. Jika penumpang sepi akan terjadi pengurangan jumlah armada kapal penyeberangan Ujung-Kamal. Pengurangan armada tersebut untuk menekan tingginya biaya operasional kapal yang per harinya mencapai Rp 1,2 juta untuk tiap kapal. Supervisor PT ASDP meminta pemerintah bersikap tegas atas keberadaan pelabuhan penyeberangan Ujung-Kamal (Tempo, 2015).

Jumlah penumpang roda dua mengalami penurunan menyebabkan para pelaku bisnis penyeberangan Ujung-Kamal operasionalnya akan gulung tikar. Penyebab utamanya

menurunnya pendapatan penyebrangan Ujung-Kamal yang diakibatkan sebagai dampak adanya Jembatan Suramadu. Persaingan yang dirasakan tidak sehat itu lambat laun akan mematikan keberadaan penyebrangan dengan menggunakan kapal Ferry. Jika kondisi seperti sekarang ini terus menerus terjadi, tidak menutup kemungkinan penyebrangan akan stop operasi. Penurunan yang terjadi hingga 80% penurunan penumpang setiap tahunnya berkisar 5-8 persen. Pada tahun 2013, penumpang Ujung-Kamal mencapai 5.451. Kondisi pada angkutan lebaran tahun 2014 lalu, jumlah penumpang yang melalui penyebrangan Ujung-Kamal mengalami penurunan sekitar 12% di banding tahun sebelumnya. Kondisi terpuruk ini sangat dipengaruhi minat masyarakat yang lebih memilih melintas ke Madura melalui Jembatan Suramadu dibanding menggunakan kapal. Hal ini terjadi karena tarif Jembatan Suramadu tiketnya dirasa masyarakat lebih murah. Kendaraan roda dua di Jembatan Suramadu hanya memungut pengendara saja dengan tarif Rp 3.000,00 sedangkan dikapal ferry orang yang berboncengan harus membeli tiket dengan harga Rp 12.000,00. Jika diterapkan pada kapal ferry tentunya harga itu sangat tidak sesuai, mengingat kapal biaya operasionalnya lebih besar dibanding jembatan. Demikian juga roda dua, dimana Jembatan Suramadu hanya memungut pengendara saja sedangkan dikapal ferry orang yang berboncengan harus membeli tiket. Ditambah dengan adanya kondisi pembebasan tarif Tol Jembatan Suramadu roda dua, nasib dari kondisi kapal ferry akan semakin menurun penumpangnya.

Dari hasil wawancara dengan pihak PT ASDP Ujung pada bulan januari 2014 jumlah kapal yang beroperasi sebanyak 5 kapal diantaranya KMP Tongkol, KMP Gajah Mada, KMP jokotole, KMP selat Madura 1 dan selat Madura 2. Terkait dengan kapal ferry pengamatan yang dilakukan pada penumpang roda dua dan penumpang agregat. Data kendaraan roda dua dalam analisis tersebut meliputi sepeda motor kurang dari 500 cc dan gerobak dorong, sepeda motor khusus TNI/Polri, mahasiswa, dan pelajar, sepeda motor besar lebih dari 500 cc dan roda 3.

Menggunakan data penumpang roda dua dikarenakan, melihat pengaruh dari kebijakan pembebasan tarif Tol Suramadu roda dua apakah memberikan pengaruh penurunan penumpang roda dua pada kapal ferry Ujung-Kamal. Penumpang agregat dikarenakan, pada penumpang roda dua dikapal ferry, yang berboncengan harus membeli tiket sendiri dan masuk kedalam penumpang agregat. Data penumpang agregat termasuk dalam penumpang dewasa (penumpang pejalan kaki/diatas kendaraan), penumpang anak (penumpang pejalan kaki/diatas kendaraan) dan penumpang khusus (TNI/Polri/Mahasiswa, Pelajar). Metode yang digunakan untuk melihat pengaruh dari kebijakan pemerintah yaitu metode intervensi. Analisis intervensi digunakan untuk menganalisis data time series apabila waktu dan kejadiannya diketahui (Wei, 2006). Kondisi yang berbeda terjadi pada musim lebaran di Pulau Madura. Pengguna kapal ferry mengalami peningkatan jumlah penumpang karena tradisi masyarakat Madura yang pulang kampung pada saat Idul Fitri dan Idul Adha. Melihat apakah ada pengaruh peningkatan jumlah penumpang agregat dan jumlah roda dua pada peristiwa Idul Adha dan Idul Fitri menggunakan metode ARIMAX efek variasi kalender.

Penelitian yang dapat mendukung mengenai intervensi diantaranya penelitian dilakukan Lukitasari (2006) mengenai pemodelan pada kendaraan roda dua kapal ferry Ujung-Kamal (Evaluasi Dampak Beroperasinya Jembatan Suramadu). Beroperasinya Jembatan Suramadu berdampak pada empat hari pasca pembukaan dan mulai stasioner pada 9 hari pasca pembukaan. Pratiwi (2014) mengenai intervensi untuk evaluasi pengaruh bencana lumpur lapindo dan kebijakan pembukaan arteri porong terhadap volume kendaraan di jalan Tol Waru-Gempol. Terdapat empat kejadian yang berpengaruh terhadap volume kendaraan, yaitu kenaikan harga BBM, bencana lumpur lapindo, jebolnya tanggul lumpur dan pembukaan arteri porong. Hasil analisis menunjukkan bahwa empat kejadian tersebut memberikan dampak pada beberapa gerbang tol dan golongan kendaraan tertentu.

Penelitian yang mendukung mengenai analisis ARIMAX variasi kalender Harahap (2014) mengenai analisis peramalan penjualan sepeda motor di kabupaten Ngawi dengan ARIMA dan ARIMAX. Penjualan sepeda motor jenis *matic* tidak hanya dipengaruhi oleh *trend* dan bulan, namun penjualan sepeda motor jenis *Matic* bulan ini dipengaruhi juga oleh penjualan sepeda motor jenis *Matic* delapan bulan yang lalu dan kesalahan penjualan lima bulan yang lalu. Izza (2014) mengenai peramalan penjualan sepeda motor menurut tipe dengan pendekatan *autoregressive integrated moving average with exogeneous input* (ARIMAX) di Kabupaten Banyuwangi. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa model terbaik untuk penjualan ketiga tipe sepeda motor adalah menggunakan model *deterministic*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah di jelaskan di atas, terkait kebijakan pemerintah melakukan pembebasan tarif Tol Suramadu tanggal 13 Juni 2015. Rumusan masalah dalam penelitian ini, ingin mengetahui apakah kebijakan pemerintah membebaskan tarif Tol Suramadu roda dua memberikan pengaruh penurunan yang signifikan pada penumpang kapal ferry Ujung-Kamal. Pada saat peristiwa Idul Fitri dan Idul Adha apakah mempengaruhi peningkatan penumpang agregat dan roda dua kapal ferry Ujung-Kamal.

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian berdasarkan rumusan masalah diatas sebagai berikut.

1. Mengetahui karakteristik jumlah penumpang kapal ferry Ujung-Kamal pada Tahun 2014 dan 2015.
2. Mendapatkan model intervensi dari dampak pembebasan tarif Tol Suramadu roda dua pada pengguna kapal ferry Ujung-Kamal.
3. Mendapatkan nilai ramalan penumpang kapal ferry Ujung-Kamal dengan metode Intervensi.

4. Mendapatkan model ARIMAX efek variasi kalender pada data penumpang kapal ferry Ujung-Kamal.
5. Mendapatkan nilai ramalan jumlah penumpang kapal ferry Ujung-Kamal dengan metode ARIMAX efek variasi kalender.
6. Mendapatkan metode terbaik dari analisis peramalan penumpang kapal ferry Ujung-Kamal.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh berdasarkan latar belakang diatas. Penelitian ini diharapkan memberikan informasi pihak PT ASDP kapal ferry Ujung-kamal, apakah penurunan jumlah penumpang kapal ferry salah satunya karena dampak dari kebijakan presiden membebaskan tarif Tol Suramadu roda dua. Mengetahui apakah pada saat peristiwa Idul Fitri dan Idul adha mempengaruhi peningkatan penumpang agregat dan roda dua. Memperoleh hasil ramalan jumlah penumpang dikapal ferry Ujung-Kamal. Harapannya dapat memeberikan masukan kepada pihak PT ASDP Ujung-Kamal, jika kondisi penumpang roda dua mengalami penurunan akibat pembebasan tarif Tol Suramadu Roda Dua. PT ASDP Ujung-Kamal dapat mengurangi jumlah armada kapal yang beroperasi, untuk dipindah alokasikan ke wilayah lain. Sehingga dapat mengurangi biaya operasional kapal yang tinggi.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian terkait kapal ferry ujung kamal. Menggunakan data dari arah Surabaya (Ujung) menuju Madura (Kamal). Analisis yang digunakan untuk menyelesaikan penelitian ini yaitu intervensi dan ARIMAX efek variasi kalender. Kejadian intervensi yang terjadi yaitu kebijakan dari presiden terkait pembebasan tarif Tol Suramadu roda dua pada tanggal 13 Juni 2015 sampai dengan saat ini. Pemilihan model terbaik menggunakan data *out sample* dengan kriteria kesalahan *error* MAPE dan RMSE.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian suatu gugus data sehingga memberikan informasi yang berguna. untuk menyelidiki segugus data kuantitatif, akan sangat membantu bila mendefinisikan ukuran-ukuran numerik yang menjelaskan ciri-ciri data yang penting. Salah satu cara yang ditempuh adalah penggunaan rata-rata baik terhadap *sample* maupun populasi. Rata-rata merupakan suatu ukuran pusat data, bila data diurutkan dari yang terkecil sampai yang terbesar atau sebaliknya Sembarang ukuran yang menunjukkan pusat pusat segugus data, yang telah diurutkan dari yang terkecil sampai terbesar atau sebaliknya dari terbesar sampai terkecil, disebut ukuran lokasi pusat atau ukuran pemusatan. Ukuran pemusatan yang paling banyak digunakan adalah nilai tengah, median, dan modus (Walpole, 1995).

2.2 Analisis Deret Berkala (*Time Series*)

Menurut Makridakis dkk (1999) model deret berkala (*time series*) merupakan pendugaan masa depan dilakukan berdasarkan nilai masa lalu dari suatu variabel atau kesalahan masa lalu. Tujuan metode peramalan deret berkala adalah menemukan pola dalam deret data historis dan mengekstrapolasikan pola dalam deret data historis dan mengekstrapolasikan pola tersebut ke dalam masa depan.

Langkah penting dalam memilih suatu metode deret berkala (*time series*) yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data, sehingga metode yang paling tepat dengan pola tersebut dapat diuji. Pola data dapat dibedakan menjadi empat jenis siklis (*cyclical*) dan trend menurut Makridakis dkk (1999) sebagai berikut :

1. Pola horizontal (H) terjadi bilamana nilai data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan. Deret seperti itu adalah stasioner terhadap nilai rata-rata.
2. Pola musiman (S) terjadi bilamana suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman (misalnya kuartal tahun, bulanan atau hari-hari pada minggu).
3. Pola siklis (C) terjadi bilamana datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis.
4. Pola trend (T) terjadi bilamana terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data.

2.3 Uji Akar Unit

Akhir ini telah timbul perhatian para peneliti ekonomi untuk menguji data time series bersifat stasioner atau tidak stasioner. Perhatian ini timbul karena data time series yang diteliti bersifat tidak stasioner. Metode pengujian stasioneritas dan akar-akar unit yang dikembangkan Dicky Fuller yaitu uji DF (Dickey Fuller) dengan tiga alternatif model sebagai berikut (Gujarati, 2004)

$$\begin{aligned}\Delta Z_t &= \delta Z_{t-1} + a_t \\ \Delta Z_t &= \beta_1 + \delta Z_{t-1} + a_t \\ \Delta Z &= \beta_1 + \beta_2 t + \delta Z_{t-1} + a_t\end{aligned}\tag{2.1}$$

Mengantisipasi adanya korelasi dickey fuller mengembangkan pengujian diatas menjadi uji ADF (*Augmented Dickey Fuller*).

$$\Delta Z_t = \beta_1 + \delta Z_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Z_{t-i} + a_t \tag{2.2}$$

$$\Delta Z_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Z_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Z_{t-i} + a_t \tag{2.3}$$

Hipotesis Uji dicky fuller adalah

$H_0 : \delta = 0$ (data tidak stasioner)

$H_1 : \delta < 0$ (data stasioner)

Statsitik Uji :

$$\tau_{hitung} = \frac{\hat{\delta}}{sd(\hat{\delta})} \quad (2.4)$$

Tolak H_0 jika $\tau_{hitung} < \tau_{tabel}$, nilai tabel τ_{tabel} dapat dilihat dalam buku Gujarati (2004).

2.4 Stasioner Suatu Deret Berkala

Makridakis dkk (1999) menjelaskan suatu plot deret berkala seringkali memberikan informasi kepada peramal (*forecaster*) bahwa data tersebut adalah stasioner atau tidak stasioner, demikian pula plot autokorelasi dengan mudah memperlihatkan ketidakstasioneran. Untuk pola stasioner nilai-nilai autokorelasi dari data stasioner akan turun sampai nol sesudah time lag kedua atau ketiga, sedangkan untuk data yang tidak stasioner, nilai-nilai tersebut berbeda signifikan dari nol untuk beberapa periode waktu.

Menurut Wei (2006) stasioner dibagi menjadi 2 yaitu:

1. Stasioner dalam *mean* (rata-rata)
Stasioner dalam *mean* adalah fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut.
2. Stasioneritas dalam Variansi
Suatu data *time series* dikatakan stasioner dalam variansi apabila struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah-ubah. Secara visual untuk melihat hal tersebut dapat dibantu dengan menggunakan plot *time series*, yaitu dengan melihat fluktuasi data dari waktu ke waktu.

Menghilangkan ketidakstasioneran *mean* dalam suatu deret waktu, dimana data yang tidak stasioner dalam *mean* apabila di plotkan maka membentuk data trend sehingga diperlukan penggunaan metode pembedaan (*differencing*) terhadap datanya (Makridakis dkk. 1999). Untuk mendapatkan kestasioneran dapat

dibuat lebih mendekati stasioner dengan melakukan perbedaan pertama dari deret data sebagai berikut:

$$Z'_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.5)$$

Sehingga persamaan menggunakan operator shift mundur dapat ditulis sebagai berikut:

$$Z'_t = Z_t - BZ_t = (1 - B)Z_t \quad (2.6)$$

Menurut Makridakis dkk (1999) variasi besarnya fluktuasi dengan waktu menunjukkan adanya nonstasioneritas di dalam varian data. Hal ini harus diperbaiki dengan diperoleh varians yang stasioner, sebelum mencocokkan model ARMA untuk data tersebut. Pendekatan utama untuk memperoleh stasioneritas varians adalah melalui suatu transformasi logaritma.

Diperkenalkan oleh Box dan Cox (1964). Kelas transformasi mengandung banyak transformasi. Tabel berikut ini menunjukkan nilai umum λ dan transformasi (Wei, 2006).

Tabel 2.1 Nilai Transformasi yang Umum Digunakan	
Nilai untuk λ (lambda)	Transformasi
-1.0	$\frac{1}{Z_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0.0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1.0	Z_t (tanpa transformasi)

Salah satu keuntungan menggunakan transformasi pada $T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}$ dapat memperlakukan λ sebagai parameter transformasi dan nilai estimasi dari data.

2.5 Fungsi Autokorelasi dan Autokorelasi Parsial

Menurut Wei (2006) didalam metode *time series*, alat utama untuk mengidentifikasi model dari data yang akan diramalkan adalah dengan menggunakan fungsi autokorelasi atau *autocorrelation function* (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial atau *partial autocorrelation function* (PACF). Fungsi autokorelasi digunakan untuk menjelaskan seberapa besar korelasi *time series* dengan *time series* itu sendiri.

Fungsi autokorelasi (*autocorrelation function*/ACF) suatu proses baik rata-rata maupun varians bahwa kovarians dari Z_t dan Z_{t+k} adalah

$$\gamma_k = \text{Cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.7)$$

$$\text{atau} \quad \gamma_{-k} = \text{Cov}(Z_t, Z_{t-k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t-k} - \mu) \quad (2.8)$$

dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} adalah sebagai berikut:

$$\rho_k = \frac{\text{Cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{Var}(Z_t)}\sqrt{\text{Var}(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.9)$$

sehingga didapatkan

$$\rho_k = \rho_{-k} \quad (2.10)$$

Dimana notasi $\text{Var}(Z_t) = \text{Var}(Z_{t+k}) = \gamma_0$. Sebagai fungsi dari k, γ_0 disebut fungsi autokovarians dan ρ_k disebut fungsi autokorelasi (ACF) dalam analisis *time series* γ_k dan ρ_k menggambarkan kovarian dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} dari proses yang sama, hanya dipisahkan oleh lag ke- k . Untuk perhitungan pada pengamatan time series Z_1, Z_2, \dots, Z_n pada sample ACF sebagai berikut:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.11)$$

Fungsi autokorelasi parsial pada lag k digunakan untuk menghitung korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} pada variabel-variabel Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots , dan Z_{t+k-1} diperoleh sebagai berikut

$$\text{Corr}(Z_t, Z_{t+k} | Z_{t+1}, \dots, Z_{t+k-1}) \quad (2.12)$$

Pada sample PACF diperoleh rumus sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.13)$$

dan
$$\phi_{k+1,j} = \phi_{kj} - \phi_{k+1,k+1} \phi_{k,k+1-j} \quad (2.14)$$

2.6 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Menurut Wei (2006) model *autoregressive* (AR) merupakan suatu model persamaan regresi yang menghubungkan nilai-nilai sebelumnya dari suatu variabel *dependent* (tak bebas) dengan variabel itu sendiri. Model *autoregressive* (AR) dengan orde p dinotasikan dengan $AR(p)$. Bentuk umum model adalah:

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t \quad (2.15)$$

atau

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = a_t \quad (2.16)$$

dimana

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \text{ dan } \dot{Z}_t = Z_t - \mu \quad (2.17)$$

Model *moving average* (MA) orde q , dinotasikan dengan $MA(q)$ secara umum, model $MA(q)$ ditulis sebagai berikut:

$$\dot{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.18)$$

atau

$$\dot{Z}_t = \theta(B) a_t \quad (2.19)$$

dimana

$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \quad (2.20)$$

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) sering disebut model campuran. Model ARMA merupakan model ARIMA tanpa proses pembedaan atau $ARIMA(p, 0, q)$.

Secara matematis model ARMA(p, q) ditulis sebagai berikut:

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = \theta_q(B) a_t \quad (2.21)$$

dimana

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p \quad (2.22)$$

dan

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q \quad (2.23)$$

Model ARIMA dengan pembeda $(1-B)^d Z_t$ yang mengikuti stasioner ARMA (p,q) sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (2.24)$$

dimana

$$\theta_0 = \mu(1 - \phi_1 - \dots - \phi_p) \quad (2.25)$$

2.7 Model Seasonal ARIMA

Menurut Arsyad (1999) suatu data runtut waktu yang bersifat musiman didefinisikan sebagai suatu data runtut waktu yang mempunyai pola perubahan yang berulang secara tahunan. Kerumitan yang ditambahkan pada model ARIMA adalah faktor musiman. Titik-titik data yang berurutan memperlihatkan sifat-sifat AR, MA, campuran ARMA atau campuran ARIMA, sehingga data yang dipisahkan oleh suatu musim penuh (yaitu satu tahun) dapat memperlihatkan sifat-sifat yang sama (Makridakis dkk. 1999).

Fungsi autokorelasi $\{Z_t\}$ menjelaskan hubungan antara periode. Dapat dengan mudah dilihat bahwa antara periode hubungan direpresentasikan sebagai model ARIMA berikut model ARIMA musiman (Wei, 2006):

$$\Phi_P(B^S)(1-B^S)^D Z_t = \Theta_Q(B^S)a_t \quad (2.26)$$

dimana

$$\Phi_P(B^S) = 1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS} \quad (2.27)$$

dan

$$\Theta_Q(B^S) = 1 - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_Q B^{QS} \quad (2.28)$$

Bentuk biasa dari *Autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA) diperoleh $\phi_p(B)$ dan $\theta_q(B)$, bentuk musiman *Autoregressive*

(AR) dan *moving average* (MA) diperoleh $\Phi_p(B^S)$ dan $\Theta_q(B^S)$. Pada model ARIMA musiman campuran diperoleh (Wei, 2006).

$$\Phi_p(B^S)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^D\dot{Z}_t = \theta_q(B)\Theta_q(B^S)a_t \quad (2.29)$$

2.8 Identifikasi Model

Hal pertama yang dilakukan pada tahap ini adalah apakah *time series* bersifat stasioner atau nonstasioner. Kestasioneran suatu *time series* dapat dilihat dari plot ACF yaitu koefisien autokorelasi menurun menuju nol dengan cepat, biasanya setelah lag ke-2 atau ke-3 (Makridakis dkk. 1999). Bila data tidak stasioner maka dapat dilakukan pembedaan atau *differencing*, dimana orde pembedaan sampai deret menjadi stasioner dapat digunakan untuk menentukan nilai d pada ARIMA (p,d,q) . Model AR dan MA dari suatu *time series* dapat dilakukan dengan melihat grafik ACF dan PACF.

1. Jika terdapat lag autokorelasi sebanyak q yang berbeda dari nol secara signifikan maka prosesnya adalah MA (q) .
2. Jika terdapat lag autokorelasi parsial sebanyak p yang berbeda dari nol secara signifikan maka prosesnya adalah AR (p) . secara umum jika terdapat lag autokorelasi parsial sebanyak p yang berbeda dari nol secara signifikan, terdapat lag autokorelasi sebanyak q yang berbeda dari nol secara signifikan dan d pembedaan maka prosesnya adalah ARIMA (p,d,q) .

Adapun identifikasi model orde dari p dan q dapat dilihat pada tabel 2.2 (Bowerman dan O'Connell, 1993)

Tabel 2.2 Pola Grafik ACF dan PACF ARIMA Non Seasonal

NO	Model	ACF	PACF
1	AR (p)	<i>Dies down</i> pada lag p	<i>Cuts off</i> after lag p
2	MA (q)	<i>Cuts off</i> after lag p	<i>Dies down</i> pada lag q
3	ARMA (p,q)	<i>Dies down</i> pada lag $(q-p)$	<i>Dies down</i> pada lag $(p-q)$

Struktur plot ACF dan PACF pada model ARIMA Seasonal dapat diperoleh sebagai berikut.

Tabel 2.3 Pola Grafik ACF dan PACF ARIMA *Seasonal*

NO	Model	ACF	PACF
1	AR (P) ^s	<i>Dies down</i> pada lag KS, dengan $k=1,2,3\dots$	<i>Cuts off after</i> lag PS
2	MA (Q) ^s	<i>Cuts off after</i> lag QS	<i>Dies down</i> pada lag KS, dengan $k=1,2,3\dots$
3	ARMA (P,Q) ^s	<i>Dies down</i> pada lag KS, dengan $k=1,2,3\dots$	<i>Dies down</i> pada lag KS, dengan $k=1,2,3\dots$

Keterangan : S merupakan faktor periode musiman

2.9 Estimasi Parameter

Untuk setiap pengamatan Z_1, Z_2, \dots, Z_n data deret waktu, fungsi likelihood L didefinisikan sebagai kepadatan probabilitas gabungan untuk pengamatan. Namun, dianggap sebagai fungsi dari parameter yang tidak diketahui dalam model dengan data yang diamati.

Untuk model ARIMA, L akan menjadi fungsi dari ϕ, θ, μ dan σ_a^2 memberikan pengamatan Z_1, Z_2, \dots, Z_n . Estimator maksimum likelihood didefinisikan sebagai nilai-nilai parameter pada data yang diamati, yaitu nilai-nilai yang fungsi likelihood yang maksimum (Cryer dan Chan, 2008).

Pada model AR(1) dapat dilihat asumsi yang paling umum *white noise* adalah independen, distribusi normal variabel acak dengan rata-rata nol dan standar deviasi σ_a . Fungsi kepadatan probabilitas (pdf) masing-masing a_t adalah:

$$(2\pi\sigma_a^2)^{-1/2} \exp\left[-\frac{a_t^2}{2\sigma_a^2}\right] \text{ untuk } -\infty < a_t < \infty \quad (2.30)$$

Dan independen, pada pdf untuk a_2, a_3, \dots, a_n adalah

$$(2\pi\sigma_a^2)^{-(n-1)/2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_{t=2}^n a_t^2\right] \quad (2.31)$$

Sekarang perhatikan

$$\begin{aligned} Z_2 - \mu &= \phi(Z_1 - \mu) + a_2 \\ Z_3 - \mu &= \phi(Z_2 - \mu) + a_3 \\ &\vdots \\ Z_n - \mu &= \phi(Z_{n-1} - \mu) + a_n \end{aligned} \quad (2.32)$$

Jika kondisi pada $Z_1 = z_1$, persamaan (2.32) mendefinisikan transformasi linear antara a_2, a_3, \dots, a_n dan Z_2, Z_3, \dots, Z_n (dengan jacobian sama dengan 1). Sehingga joint pdf pada Z_2, Z_3, \dots, Z_n diberikan $Z_1 = z_1$ dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan (2.32) untuk menggantikan a dalam hal dari Z dipersamaan (2.31). Sehingga didapatkan

$$f(Z_2, Z_3, \dots, Z_n | Z_1) = (2\pi\sigma_a^2)^{-(n-1)/2} \times \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2\right\} \quad (2.33)$$

Sekarang perhatikan (marginal) distribusi Z_1 . Mengikuti representasi proses linear dari AR (1) bahwa Z_1 mempunyai distribusi normal dengan rata μ dan varians $\sigma_a^2 / (1 - \phi^2)$. Mengalikan pdf kondisional dalam persamaan (2.33) dengan pdf marjinal Z_1 memberikan pdf bersama Z_1, Z_2, \dots, Z_n yang diperlukan. Diartikan sebagai fungsi dari parameter ϕ, μ dan σ_a^2 . Fungsi likelihood untuk model AR (1) diberikan oleh

$$L(\phi, \mu, \sigma_a^2) = (2\pi\sigma_a^2)^{-n/2} (1 - \phi^2)^{1/2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_a^2} S(\phi, \mu)\right] \quad (2.34)$$

dimana

$$S(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 + (1 - \phi^2)(Z_1 - \mu)^2 \quad (2.35)$$

Fungsi $S(\phi, \mu)$ disebut fungsi *sum square* yang tidak bersyarat. Sebagai aturan umum, logaritma fungsi likelihood lebih nyaman bekerja untuk likelihood itu sendiri. Untuk AR (1) fungsi log-likelihood dilambangkan $\ell(\phi, \mu, \sigma_a^2)$, diperoleh sebagai berikut.

$$\ell(\phi, \mu, \sigma_a^2) = -\frac{n}{2} \log(2\pi) - \frac{n}{2} \log(\sigma_a^2) + \frac{1}{2} \log(1 - \phi^2) - \frac{1}{2\sigma_a^2} S(\phi, \mu) \quad (2.36)$$

Untuk nilai yang diberikan dari ϕ dan μ , $\ell(\phi, \mu, \sigma_a^2)$ dapat dimaksimalkan analitis dengan σ_a^2 dalam hal estimator sebelum ditentukan dari ϕ dan μ , diperoleh.

$$\hat{\sigma}_a^2 = \frac{S(\hat{\phi}, \hat{\mu})}{n} \quad (2.37)$$

Seperti dalam banyak konteks lain yang sejenis, biasanya membagi dengan $n-2$ dari pada n (karena memperkirakan dua parameter, ϕ dan μ) untuk mendapatkan estimator kurang bias. Untuk tipe ukuran sampel *time series*, akan ada sedikit perbedaan. pertimbangkan sekarang estimasi ϕ dan μ . Perbandingan tanpa syarat fungsi dari *sum square* $S(\phi, \mu)$ dengan fungsi sebelumnya bersyarat fungsi *sum square* $S_C(\phi, \mu)$ diperoleh.

$$S(\phi, \mu) = S_C(\phi, \mu) + (1 - \phi^2)(Z_1 - \mu)^2 \quad (2.38)$$

Sejak $S_C(\phi, \mu)$ melibatkan sejumlah $n-1$ komponen, dimana $(1 - \phi^2)(Z_1 - \mu)^2$ tidak melibatkan n , harus memiliki $S(\phi, \mu) \approx S_C(\phi, \mu)$. Dengan demikian nilai-nilai ϕ dan μ yang meminimalkan $S(\phi, \mu)$ atau $S_C(\phi, \mu)$ akan menjadi sama, setidaknya untuk ukuran sampel yang lebih besar. pengaruh paling kanan dalam Persamaan (2.38) akan lebih besar ketika minimum untuk ϕ terjadi dekat batas stasioneritas dari ± 1 .

2.10 Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter digunakan untuk mengetahui apakah parameternya signifikan atau tidak. Berikut merupakan pengujian signifikansi parameter model pada parameter *autoregressive* (AR) yaitu (Bowerman dan O'Connell, 1993):

$H_0 : \phi = 0$ (parameter ϕ tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \phi \neq 0$ (parameter ϕ signifikan dalam model)

Statistik Uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{S(\hat{\phi})} \quad (2.39)$$

Kriteria keputusan:

Tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, df}$, dengan $df = n - n_p$, n banyaknya

data dan n_p adalah banyaknya parameter dalam model AR.

Sedangkan pada parameter *moving average* (MA) digunakan hipotesis :

$H_0 : \theta = 0$ (parameter θ tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \theta \neq 0$ (parameter θ signifikan dalam model)

Statistik uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{S(\hat{\theta})} \quad (2.40)$$

Kriteria keputusan :

Tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, df}$, dengan $df = n - n_q$, n banyaknya

data dan n_q adalah banyaknya parameter dalam model MA.

2.11 Diagnosis Model

Pemeriksaan diagnosis dilakukan dengan analisis residual. Analisis residual yaitu melakukan pemeriksaan pada nilai residual (a_t) yang dihasilkan dari tahap estimasi parameter. Suatu proses (a_t) disebut proses *white noise* jika deretnya terdiri dari variabel random yang tidak berkorelasi (proses yang *independent*) dan berdistribusi tertentu. Pada proses *white noise*, ACF dan PACF menuju ke nol. Untuk mendeteksi bahwa suatu proses *white noise*, pada analisis residual dilakukan uji independensi residual dan uji kenormalan residual (Wei, 1999). Langkah-langkah pengujian korelasi residual, yaitu:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \dots = \rho_K$

H_1 : minimal ada satu $\rho_K \neq 0$ $k = 1, 2, \dots, K$

Statistik uji yaitu uji Ljung Box-pierce. Rumus uji Ljung Box-Pierce

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (2.41)$$

Kriteria keputusan yaitu tolak H_0 jika $Q_{hitung} > \chi^2_{(\alpha, df)}$ tabel, dengan derajat kebebasan K dikurangi banyaknya parameter pada model atau $p\text{-value} < \alpha$, artinya ε_t adalah barisan yang tidak memiliki korelasi. Selanjutnya dilakukan uji kenormalan residual untuk menguji apakah data berdistribusi normal atau tidak. Adapun hipotesisnya sebagai berikut (Daniel, 1989).

$H_0 : F(a_t) = F_0(a_t)$ (error berdistribusi normal)

$H_1 : F(a_t) \neq F_0(a_t)$ (error tidak berdistribusi normal)

Statistik uji :

$$D = \sup_x |F(a_t) - F_0(a_t)| \quad (2.42)$$

dimana

$F(a_t)$: fungsi distribusi yang belum diketahui

$F_0(a_t)$: fungsi peluang kumulatif distribusi normal

Kriteria keputusan yaitu tolak H_0 jika $D > D_{\alpha/2}$

2.12 Ketepatan Metode Peramalan

Ketepatan dipandang sebagai kriteria penolakan untuk memilih suatu metode peramalan. Ketepatan menunjukkan seberapa jauh model peramalan tersebut mampu memproduksi data yang telah diketahui. Dalam pemodelan deret berkala, sebagian data yang diketahui dapat digunakan untuk meramalkan sisa data berikutnya sehingga memungkinkan untuk mempelajari ketepatan ramalan secara lebih langsung (Makridakis dkk. 1999).

Kriteria pemilihan model terbaik dengan *out sample* menggunakan RMSE terkecil. Jika z_t merupakan data aktual

untuk periode t dan \hat{Z}_t merupakan ramalan (atau nilai kecocokan atau *fitted value*) untuk periode yang sama (Makridakis dkk. 1999) maka kesalahan didefinisikan sebagai berikut:

$$e_l = Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l) \quad (2.43)$$

Presentase kesalahan absolut rata-rata atau *mean absolute percentage error* (MAPE) dihitung dengan menemukan kesalahan absolut setiap periode, kemudian membaginya dengan nilai observasi pada periode tersebut, dan akhirnya merata-ratakan persentase absolut ini. MAPE memberikan petunjuk seberapa besar kesalahan peramalan dibandingkan dengan nilai sebenarnya dari series tersebut (Arsyad, 1999).

Mean absolute percentage error (MAPE)

$$MAPE = \left[\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M \left| \frac{e_l}{Z_{n+l}} \right| \right] \times 100\% \quad (2.44)$$

Root Mean Square Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{l=1}^M (e_l)^2}{M}} \quad (2.45)$$

dimana

M : Banyak data *Out Sample*

Z_{n+l} : Nilai Pengamatan

$\hat{Z}_{n(l)}$: Nilai Ramalan

2.13 Model Intervensi

Suatu *time series* dipengaruhi oleh kejadian luar seperti hari libur, bencana alam, kebijakan pemerintah, promosi, perang dan sebagainya. Analisis intervensi digunakan untuk menganalisis data *time series* apabila waktu intervensi diketahui. Namun, apabila suatu kejadian luar tersebut tidak diketahui waktunya, maka digunakan metode deteksi outlier (Wei, 2006).

Pada analisis intervensi terjadi pada waktu ke T , yang diketahui dari suatu *time series*. Ada dua tipe model dalam

intervensi yaitu fungsi Step dan fungsi Pulse. Intervensi yang terjadi pada waktu T yang panjang disebut fungsi Step dinotasikan sebagai berikut:

$$S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases} \quad (2.46)$$

Intervensi yang terjadi pada suatu periode tertentu disebut fungsi Pulse, dinotasikan sebagai berikut:

$$P_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t = T \\ 0, & t \neq T \end{cases} \quad (2.47)$$

Dinotasikan fungsi Pulse yang dilakukan *differencing* pada fungsi Step $S_t^{(T)}$, dapat ditulis yaitu $P_t^{(T)} = S_t^{(T)} - S_{t-1}^{(T)} = (1-B)S_t^{(T)}$, oleh karena itu, model intervensi dapat diwakili sama baiknya dengan fungsi Step atau fungsi Pulse.

Secara umum model intervensi ditulis sebagai berikut :

$$Z_t = f(I_t) + N_t \quad (2.48)$$

Z_t : variabel respon pada waktu t

$f(I_t)$: variabel intervensi

N_t : model yang mengikuti *ARIMA* (p,d,q) sebagai *error*

Respon dari intervensi secara umum ditulis sebagai berikut:

$$Z_t^* = f(I_t) = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b I_t \quad (2.49)$$

Z_t^* : respon model intervensi

$\omega_s(B)$: operator dari orde s , yang merepresentasikan banyaknya pengamatan masa lalu dari X_t yang berpengaruh terhadap N_t

$\delta_r(B)$: operator dari orde r , yang merepresentasikan banyaknya pengamatan masa lalu dari deret output itu sendiri yang berpengaruh terhadap N_t

$f(I_t)$: variabel intervensi

- b : waktu mulai dampak dari intervensi
 r : pola dari efek intervensi, *time lag* berikutnya (setelah b dan s)
 s : waktu *delay* agar data kembali stabil

Banyak kemungkinan respon yang terjadi intervensi *Step* dan *Pulsa* sebagai berikut:

1. Efek intervensi setelah b intervensi (T). Dengan demikian, tergantung pada jenis intervensi, dampaknya yaitu.

$$\omega B^b S_t^{(T)} \quad (2.50)$$

atau

$$\omega B^b P_t^{(T)} \quad (2.51)$$

2. Efek pada intervensi adalah b setelah intervensi (T), tetapi respon gradual atau bertahap mengalami perubahan, untuk input *Step*,

$$\frac{\omega B^b}{(1 - \delta B)} S_t^{(T)} \quad (2.52)$$

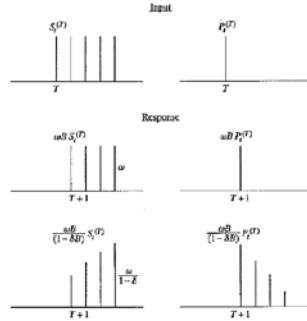
dan untuk input *Pulse*,

$$\frac{\omega B^b}{(1 - \delta B)} P_t^{(T)} \quad (2.53)$$

Dapat ditulis respon kombinasi *differencing* pada input *Step* dan *Pulse*. Contohnya, mempunyai respon.

$$\frac{\omega_0 B}{(1 - \delta B)} P_t^{(T)} + \omega_1 B S_t^{(T)} \quad (2.54)$$

Dimana $\omega(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s$ dan $\delta(B) = 1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r$. Berikut merupakan gambar respon dari fungsi *step* dan *pulse* (Wei, 2006) :



Gambar 2.1 Pola Respon Intervensi Step dan Pulse

Secara umum model intervensi multi input ditulis sebagai berikut:

$$Z_t = \theta_0 + \sum_{j=1}^k \frac{\omega_j(B)B^{bj}}{\delta_j(B)} I_{jt} + \frac{\theta(B)}{\psi(B)} a_t \quad (2.55)$$

2.14 Deteksi Outlier

Pengamatan *time series* dipengaruhi beberapa kejadian, pemogokan, perang, krisis politik atau ekonomi, panas tak terduga atau gelombang dingin. Konsekuensi dari peristiwa yang tidak diketahui atau tidak terduga, observasi ini biasa disebut sebagai *outlier*. Deteksi *outlier*, memiliki dua model statistika yaitu *additive* dan *innovational* (Wei, 2006). Bentuk umum dari proses stasioner memiliki rata-rata 0. Diperoleh pengamatan series Z_t dan X_t tidak terdapat *outlier*. Asumsi dari pada $\{x_t\}$ mengikuti bentuk umum model ARMA(p, q).

$$\phi(B)X_t = \theta(B)a_t \quad (2.56)$$

Dimana $\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$ dan $\theta_q = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$ adalah stasioner dan $\{a_t\}$ adalah *white noise*, distribusi identik dan independen adalah $N(0, \sigma_a^2)$. Model *additive outlier* (AO) diperoleh berikut

$$\begin{aligned}
Z_t &= \begin{cases} X_t, & t \neq T \\ X_t + \omega, & t = T \end{cases} \\
&= X_t + \omega I_t^{(T)} \\
&= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega I_t^{(T)}
\end{aligned} \tag{2.57}$$

dimana

$$I_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t = T \\ 0, & t \neq T \end{cases} \tag{2.58}$$

Indikator dari variabel outlier pada waktu T . pada model *innovational outlier* didefinisikan sebagai berikut

$$\begin{aligned}
Z_t &= X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \omega I_t^{(T)} \\
&= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} (a_t + \omega I_t^{(T)})
\end{aligned} \tag{2.59}$$

Additive outlier memiliki efek hanya pada T tahun pengamatan, dimana Z_T *innovational outlier* memiliki efek semua pengamatan Z_T, Z_{T+1}, \dots , diluar waktu T sistem digambarkan oleh $\theta(B)/\phi(B)$. Bentuk umum *time series* berisi, k *outlier* dengan tipe yang berbeda dan mengikuti bentuk umum model *outlier*.

$$Z_t = \sum_{j=1}^k \omega_j \nu_j(B) I_t^{(T)} + X_t \tag{2.60}$$

Dimana $X_t = (\theta(B)/\phi(B))a_t$, untuk AO $\nu_j(B) = 1$ dan untuk IO $\nu_j(B) = \theta(B)/\phi(B)$ pada waktu $t = T_j$

2.15 Estimasi outlier

Prosedur untuk mendeteksi AO dan IO, pada waktu T dan semua parameter diketahui. Diperoleh:

$$\pi(B) = \frac{\phi(B)}{\theta(B)} = (1 - \pi_1 B - \pi_2 B^2 - \dots) \tag{2.61}$$

dan mendefinisikan

$$e_t = \pi(B)Z_t \quad (2.62)$$

diperoleh

$$AO : e_t = \omega \pi(B)I_t^{(T)} + a_t \quad (2.63)$$

dan

$$IO : e_t = \omega I_t^{(T)} + a_t \quad (2.64)$$

Diperoleh $\hat{\omega}_{AT}$ estimasi ω least square untuk model *additive outlier* (AO). Karena $\{a_t\}$ *white noise*, maka diperoleh least square sebagai berikut.

$$\begin{aligned} AO : \omega_{AT} &= \frac{e_T - \sum_{j=1}^{n-T} \pi_j e_{T+j}}{\sum_j^{n-T} \pi_j^2} \\ &= \frac{\pi^*(F)e_T}{T^2} \end{aligned} \quad (2.65)$$

dimana

$\pi^*(F) = (1 - \pi_1 F - \pi_2 F^2 - \dots - \pi_{n-T} F^{n-T})$, F adalah operator *forward* mundur yang mana $Fe_t = e_{t+1}$, dan $T^2 = \sum_T^{n-T} \pi_j^2$. Estimasi pada varians adalah

$$\begin{aligned} Var(\hat{\omega}_{AT}) &= Var\left(\frac{\pi(F)e_T}{T^2}\right) \\ &= \frac{1}{T^4} Var[\pi^*(F)a_T] \\ &= \frac{\sigma_a^2}{T^2} \end{aligned} \quad (2.66)$$

Sehingga diperoleh $\hat{\omega}_{IT}$ estimasi ω least square untuk model *innovational outlier* (IO), sebagai berikut.

$$IO : \hat{\omega}_{IT} = e_T \quad (2.67)$$

dan

$$\begin{aligned} Var(\hat{\omega}_{IT}) &= Var(e_T) = Var(\omega I_t^{(T)} + a_T) \\ &= \sigma_a^2 \end{aligned} \quad (2.68)$$

Yang mana, estimasi terbaik dari kejadian IO pada waktu ke T dengan residual e_T , dimana estimasi terbaik untuk AO adalah kombinasi linier pada e_T, e_{T+1}, \dots , dan e_n dengan pembobot yang berhubungan pada struktur proses *time series*. Dapat dilihat $Var(\hat{w}_{AT}) \leq Var(\hat{w}_{IT}) = \sigma_a^2$ dan beberapa kasus, $Var(\hat{w}_{AT})$ bisa jauh lebih kecil dari σ_a^2 .

Menurut Wei (2006) terdapat prosedur iteratif untuk mendeteksi *outlier* langkah-langkahnya sebagai berikut.

1. Memodelkan data *time series* $\{Z_t\}$ dengan asumsi tidak terdapat *outlier*. Kemudian menghitung residual dari model estimasi.

$$\hat{a}_t = \frac{\hat{\phi}(B)}{\hat{\theta}(B)} Z_t = \hat{\pi}(B) Z_t \quad (2.69)$$

Dimana

$$\hat{\phi}(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \quad (2.70)$$

dan

$$\hat{\theta}(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \quad (2.71)$$

Kemudian hitung estimasinya $\sigma_a^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n a_t^2$

2. Menghitung $\hat{\lambda}_{1,t}$ dan $\hat{\lambda}_{2,t}$ untuk $t = 1, 2, \dots, n$ persamaan diperoleh sebagai berikut.

$$\hat{\lambda}_{1,t} = \frac{\tau \omega_{AT}}{\sigma_a} \text{ dan } \hat{\lambda}_{2,t} = \frac{\omega_{IT}}{\sigma_a} \quad (2.72)$$

Definisikan $\hat{\lambda}_T = \max_t \max_i \{|\hat{\lambda}_{i,t}|\}$. Dimana T adalah waktu terjadinya $\hat{\lambda}_T$ maksimum. Jika $\hat{\lambda}_T = |\lambda_{1,T}| > C$, dimana C merupakan konstanta yang bernilai positif yang biasanya bernilai antara 3 dan 4, maka terdapat AO pada waktu T dengan estimasi efek oleh \hat{w}_{AT} . Sehingga dapat dimodelkan dengan persamaan $\tilde{Z}_t = Z_t - \hat{w}_{AT} I_t^{(T)}$ dan residual

didefinisikan $\tilde{a}_t = \hat{a}_t - \hat{\omega}_{AT} \hat{\pi}(B) I_t^{(T)}$. Jika $\hat{\lambda}_T = |\lambda_{2,T}| > C$, maka terdapat IO pada waktu T dengan efek $\hat{\omega}_{IT}$. Sehingga persamaan model dan residualnya adalah.

$$\tilde{Z}_t = Z_t - \frac{\hat{\phi}B}{\hat{\theta}B} \hat{\omega}_{IT} I_t^{(T)} \text{ dan } \tilde{a}_t = \hat{a}_t - \hat{\omega}_{IT} I_t^{(T)} \quad (2.73)$$

3. Menghitung kembali $\hat{\lambda}_{1,t}$ dan $\hat{\lambda}_{2,t}$ berdasarkan residual yang baru dan $\hat{\sigma}_a^2$ dan ulangi langkah ke-2 hingga semua *outlier* terdeteksi dengan syarat nilai $\pi(B)$ tidak berubah.
4. Menghitung estimasi parameter *outlier* $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k$ pada waktu T_1, T_2, \dots, T_k terjadi *outlier*, k merupakan banyaknya *outlier*. Sehingga parameter deret berkala berbentuk.

$$Z_t = \sum_j^k \omega_j v_j(B) I_t^{(T)} + \frac{\hat{\phi}(B)}{\hat{\theta}(B)} a_t \quad (2.74)$$

Dimana $v_j(B) = 1$ untuk AO dan $v_j(B) = \frac{\hat{\phi}B}{\hat{\theta}B}$ untuk IO pada $t = T_j$. Serta dihitung σ_a^2 dengan residual baru dengan bentuk.

$$\hat{a}_t^{(1)} = \hat{\pi}^{(1)}(B) Z_t \left[Z_t - \sum_{j=1}^k \hat{\omega}_j \hat{v}_j(B) I_t^{(T_j)} \right] \quad (2.75)$$

2.16 Identifikasi Model *Outlier*

Analisis intervensi digunakan ketika diketahui waktu dan penyebab kejadian diketahui. Karena waktu dan penyebabnya tidak diketahui disebut *additive outlier* (AO) dan *innovational outlier* (IO), di ikuti *level shift* (LS) dan *temporary change* (TC) dapat dijelaskan prosedur *iterative outlier* sebagai berikut (Wei, 2006).

$$LS : X_t + \frac{1}{(1-B)} \omega_L I_t^{(T)} \quad (2.76)$$

dan

$$TC : Z_t = X_t + \frac{1}{(1 - \delta B)} \omega_C I_t^{(T)} \quad (2.77)$$

Innovational outlier (IO)

$$IO : Z_t = X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \omega_I I_t^{(T)} \quad (2.78)$$

Additive outlier (AO)

$$AO : Z_t = X_t + \omega_A I_t^{(T)} \quad (2.79)$$

2.17 ARIMAX Efek Variasi Kalender

Model variasi kalender merupakan model *time series* yang dapat digunakan untuk meramalkan data berdasarkan pola musiman dengan panjang periode bervariasi (Suryaningtyas, 2011).

$$Z_t = \mu_t + X_t \quad (2.80)$$

μ_t adalah komponen deterministik yang digunakan untuk menghitung variasi kalender, sedangkan X_t adalah proses ARIMA untuk menghitung sisaan Z_t yang masih belum dijelaskan oleh komponen variasi kalender. Residual dari hasil regresi tersebut dimodelkan ARIMA sehingga bentuk model umum variasi kalender adalah

$$Z_t = \mu_t + \frac{\theta_q(B) \Theta_Q(B^S)}{\phi_p(B) \Phi_P(B^S)} a_t \quad (2.81)$$

Pemodelan runtun waktu dengan menambahkan beberapa variabel yang dianggap memiliki pengaruh yang signifikan terhadap data untuk menambahkan akurasi peramalan yang dilakukan dalam suatu penelitian. Model ARIMAX adalah modifikasi dari model dasar ARIMA seasonal dengan penambahan variabel eksogen (Chan dan Chan, 2008). Model ARIMA seasonal secara umum dapat ditulis sebagai berikut.

$$Z_t = \frac{\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D} a_t \quad (2.82)$$

Efek variasi kalender merupakan salah satu variabel *dummy* yang seringkali digunakan dalam pemodelan. Secara umum jika Z_t adalah suatu runtun waktu dengan efek variasi kalender, maka model ARIMAX dengan efek variasi kalender ditulis sebagai berikut.

$$Z_t = \sum_{j=1}^J \beta_j X_{j,t} + \frac{\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D} a_t \quad (2.83)$$

2.18 Kendaraan Bermotor

adalah setiap kendaraan yang digerakkan oleh peralatan teknik yang ada pada kendaraan tersebut, biasanya digunakan untuk angkutan orang atau barang diatas jalan raya selain kendaraan yang berjalan di atas rel. Kendaraan bermotor yang dicatat adalah semua jenis kendaraan kecuali kendaraan bermotor TNI/Polri dan Korps Diplomatik (BPS, 2016).

2.19 Pelabuhan

adalah tempat yang terdiri dari daratan dan perairan di sekitarnya dengan batas-batas tertentu sebagai tempat kegiatan pemerintahan dan kegiatan ekonomi yang dipergunakan sebagai tempat kapal bersandar, berlabuh, naik turun penumpang dan atau bongkar muat barang yang dilengkapi dengan fasilitas keselamatan pelayaran dan kegiatan penunjang pelabuhan serta sebagai tempat perpindahan intra dan antar moda transportasi (BPS, 2016).

(Halaman ini sengaja dkosongkan)

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini, menggunakan data sekunder. Data dari jumlah roda dan jumlah penumpang agregat dikapal Ferry dari arah Ujung (Surabaya) menuju Kamal (Madura), berupa data harian mulai 1 Januari 2014 sampai dengan 1 Januari 2016. Data diambil dari PT ASDP (Angkutan Sungai danau dan Penyebrangan) Surabaya (Ujung), Jalan Kalimas Baru 194A Surabaya.

3.2 Variabel Penelitian

Adapun variabel penelitian yang digunakan dalam data penumpang kapal ferry Ujung-Kamal sebagai berikut.

Tabel 3.1 Struktur Data Penumpang Kapal Ferry Ujung-Kamal

T	Tanggal	$Z_{1,t}$	$Z_{2,t}$
1	1 Januari 2014	$Z_{1,1}$	$Z_{2,1}$
2	2 Januari 2014	$Z_{1,2}$	$Z_{2,2}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
728	29 Desember 2015	$Z_{1,728}$	$Z_{2,728}$
729	30 Desember 2015	$Z_{1,729}$	$Z_{2,729}$
730	31 Desember 2015	$Z_{1,730}$	$Z_{2,730}$

Dimana:

$Z_{1,t}$ = Jumlah Roda dua $t = 1, 2, \dots, 730$

$Z_{2,t}$ = Jumlah Penumpang Agregat

Variabel yang digunakan dalam analisis intervensi adalah pembebasan tarif jalan tol S uramadu rodaduapada saat $T=529$.

Variabel yang digunakan dalam analisis ARIMAX efek variasi kalender yaitu variabel *dummy* yang disebabkan adanya *outlier* efek variasi kalender kejadian Idul Fitri dan Idul Adha diperoleh sebagai berikut

Tabel 3.2 Variabel *Dummy* ARIMAX Variasi Kalender

Data ke	Tanggal	Kejadian
209	28 Juli 2014	IdulFitri
210	29 Juli 2014	IdulFitri
277	4 Oktober 2015	IdulAdha
563	17 Juli 2015	IdulFitri
564	18 Juli 2015	IdulFitri
631	23 September 2015	IdulAdha

3.3 Langkah Analisis

Penelitian pada dampak pembebasan tarif Tol Suramadu roda dua terhadap pengguna kapal ferry Ujung-Kamal. Langkah analisis untuk memecahkan masalah yang terjadi dengan metode intervensi dan variasi kalender sebagai berikut.

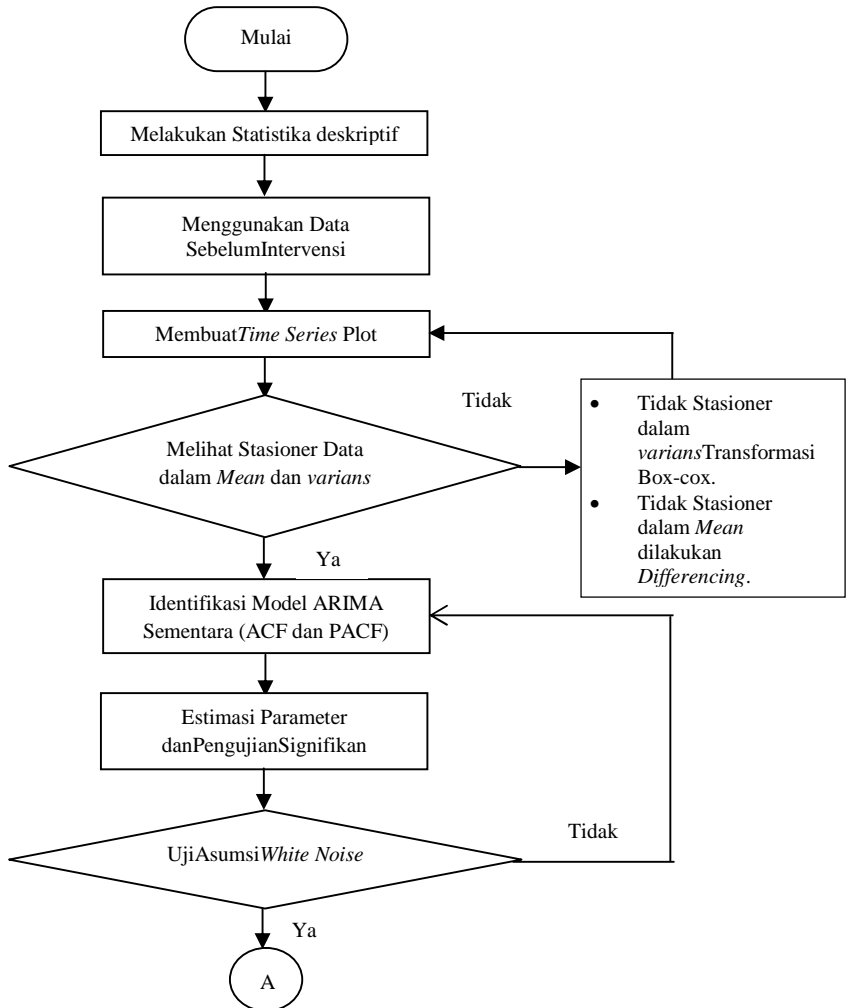
- a. Langkah Analisis Intervensi sebagai berikut :
 1. Mengumpulkan data jumlah roda dua dan jumlah penumpang agregat.
 2. Melakukan analisis statistika deskriptif pada data jumlah roda dua dan jumlah penumpang agregat.
 3. Membagi data menjadi dua yaitu sebelum kebijakan pemerintah membebaskan tarif Tol Suramadu Roda dua dan Setelah kebijakan pemerintah membebaskan tarif Tol Suramadu Roda dua.
 4. Membuat *time series* plot pada data sebelum kebijakan pemerintah membebaskan tarif Tol Suramadu roda dua.
 5. Melihat Stasioneritas dalam *varians* dan *mean*, apabila tidak stasioner dalam *varians* maka dilakukan transformasi dan tidak stasioner dalam *mean* menggunakan *differencing* (pembedaan).
 6. Membuat plot ACF dan PACF untuk menduga model ARIMA sebelum kebijakan pemerintah membebaskan tarif Tol Suramadu roda dua. Plot ACF dan PACF untuk menduga model ARIMA sementara.

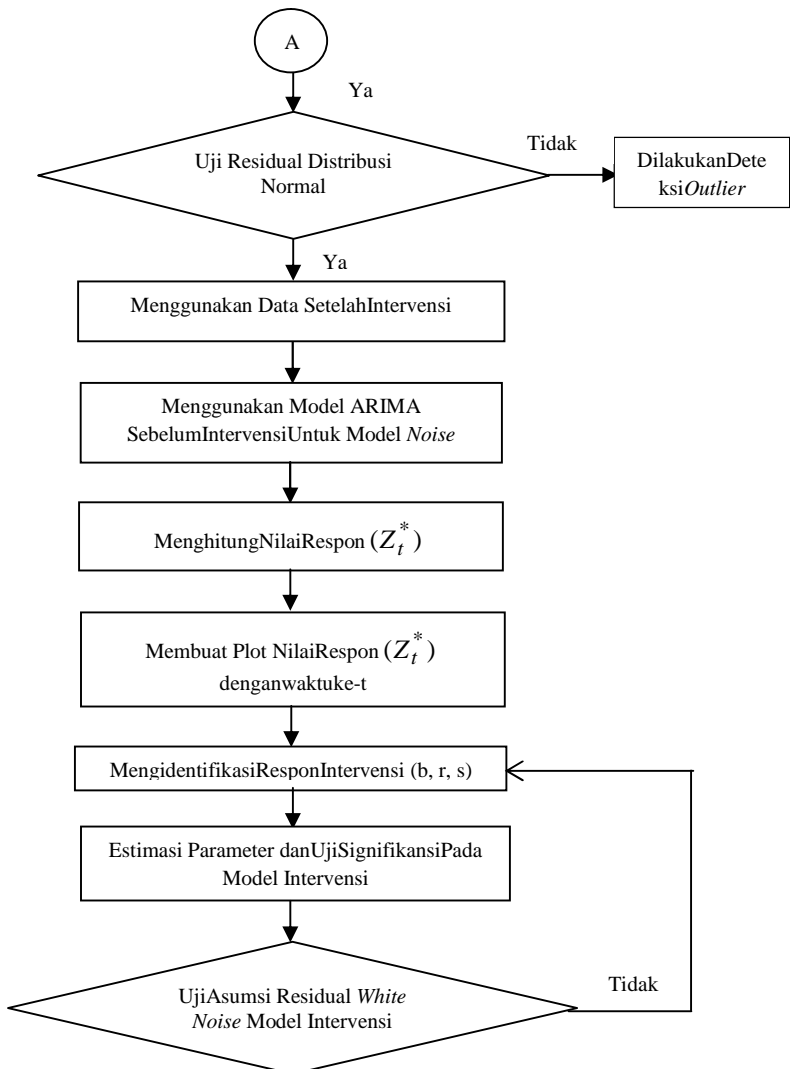
7. Melihat signifikansi parameter, asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Apabila tidak signifikan dan tidak *white noise* kembali menduga plot ACF dan PACF, tidak normal menggunakan deteksi *outlier*.
 8. Melihat kesalahan error terkecil dari data *out sample* menggunakan MAPE dan RMSE.
 9. Model ARIMA sebelum kebijakan pembebasan yang memenuhi signifikansi parameter, *white noise* dan distribusi normal dijadikan model *noise* (N_t).
 10. Mendapatkan nilai ramalan dari model ARIMA sebelum kebijakan pembebasan tarif Tol Suramadu roda dua.
 11. Menghitung nilai respon intervensi dengan cara data aktual (Z_t) dikurangi dengan nilai ramalannya, sehingga didapatkan nilai respon (Z_t^*). Membuat plot dari nilai respon (Z_t^*) dengan waktu t .
 12. Melakukan identifikasi b , r , s pada plot nilai respon dengan waktu t , selang kepercayaan yang digunakan $\pm 2\hat{\sigma}$. Dimana $\hat{\sigma}$ nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) dari model ARIMA.
 13. Estimasi parameter yang digunakan MLE dengan software SAS, selanjutnya melihat signifikansi parameter, uji *white noise* dan distribusi normal. Apabila tidak signifikan dan *white noise* menduga model dari orde b, r, s dan tidak normal maka menggunakan intervensi dengan tambahan *outlier*.
 14. Melihat nilai error terkecil dari data *out sample* menggunakan MAPE dan RMSE.
 15. Mendapatkan nilai ramalan satu periode kedepan dari model intervensi.
- b. Langkah Analisis Variasi Kalender sebagai berikut:
1. Mengumpulkan data harian 1 Januari 2014 sampai 1 Januari 2016 jumlah penumpang roda dua dan penumpang agregat kapal ferry.
 2. Membagi data menjadi *in sample* dan *out sample*.

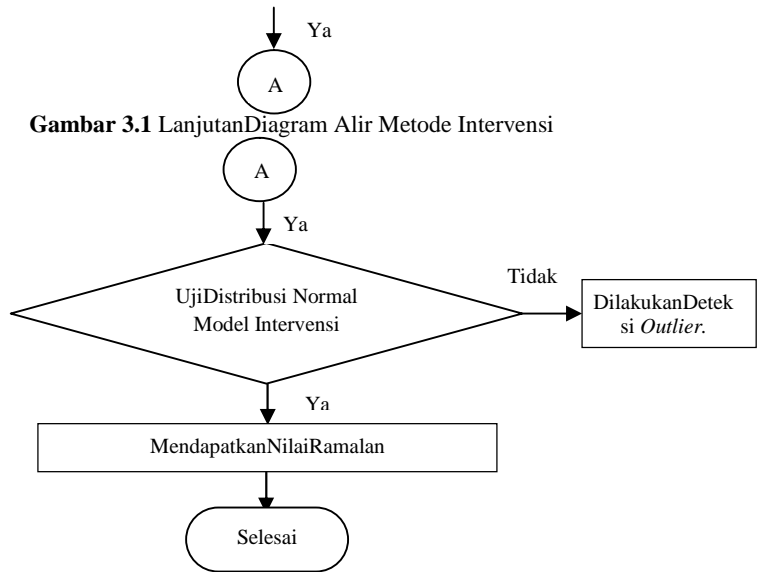
3. Melihat data penumpang kapal ferry Ujung-kamal, apakah sudah stasioner dalam *varians* dan *mean*. Apabila tidak stasioner dalam *varians* dilakukan transformasi dan tidak stasioner dalam *mean* menggunakan *differencing* (pembedaan).
4. Melakukan plot ACF dan PACF untuk menduga model ARIMA sementara pada data penumpang kapal ferry Ujung-Kamal.
5. Dari model ARIMA sementara dilakukan pengujian signifikansi parameter, residual *white noise* dan residual berdistribusi normal. Apabila tidak signifikan menduga plot ACF dan PACF, apabila tidak *white noise* memasukkan lag berapa yang tidak *white noise* kedalam model. Tidak berdistribusi normal dilakukan deteksi *outlier*.
6. Dari model ARIMA penduga yang terpilih dilakukan pemilihan model terbaik berdasarkan kriteria *out sample* yaitu RMSE dan MAPE.
7. Model yang terpilih terdapat *outlier* yang keluar, dimana di dalam *outlier* tersebut terdapat *outlier* kejadian efek variasi kalender pada saat Idul Fitri dan Idul Adha.
8. Membuat *dummy* *outlier* efek variasi kalender kejadian Idul Fitri dan Idul Adha untuk dilakukan regresi dengan variabel dependen.
9. Melakukan uji signifikansi parameter, uji asumsi residual *white noise* dan residual distribusi normal.
10. Mendapatkan model terbaik dan dapat nilai ramalan satu periode kedepan.

3.4 Diagram Alir

Diagram alir menjelaskan proses dalam analisis intervensi yaitu.

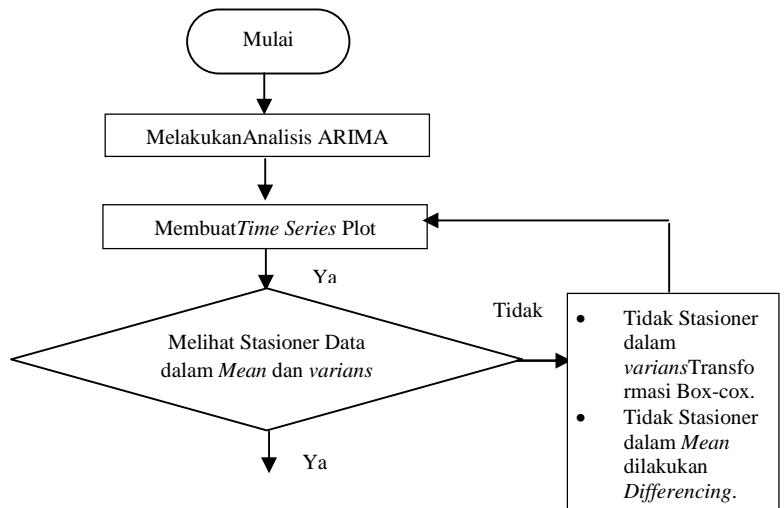


Gambar 3.1 Diagram Alir Metode Intervensi



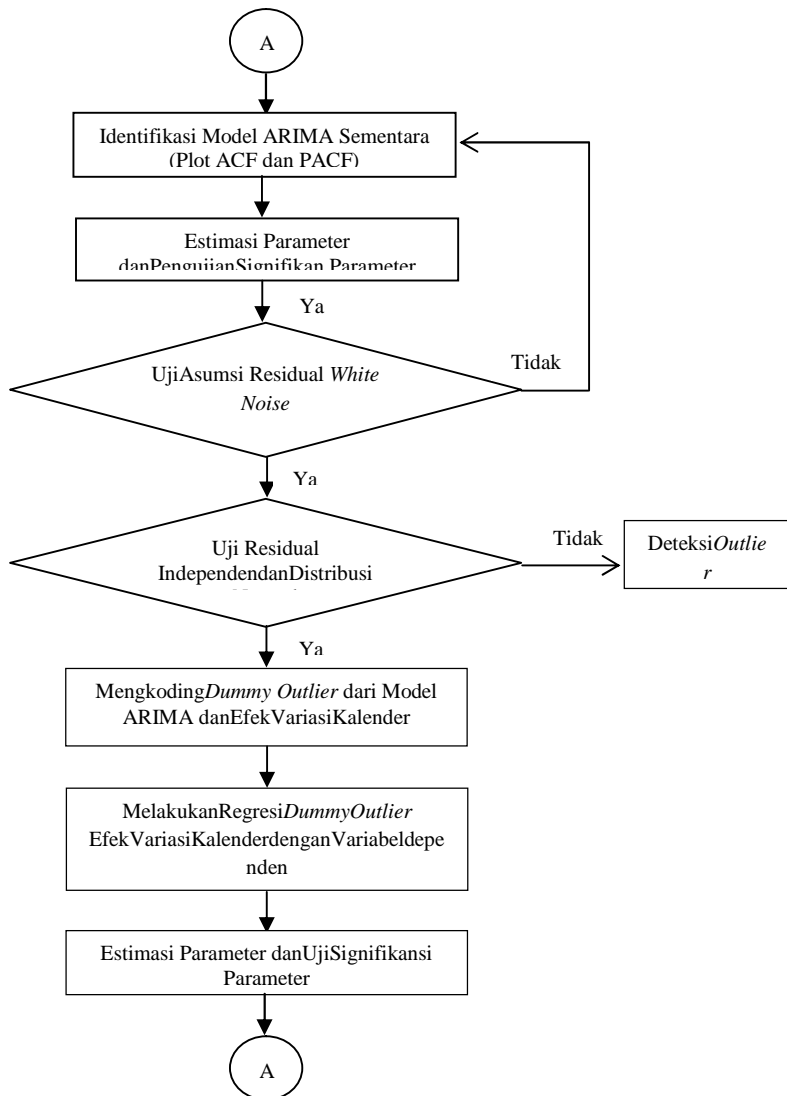
Gambar 3.1 Lanjutan Diagram Alir Metode Intervensi

Diagram alir yang menjelaskan proses analisis ARIMAX efek variasi kalendar sebagai berikut

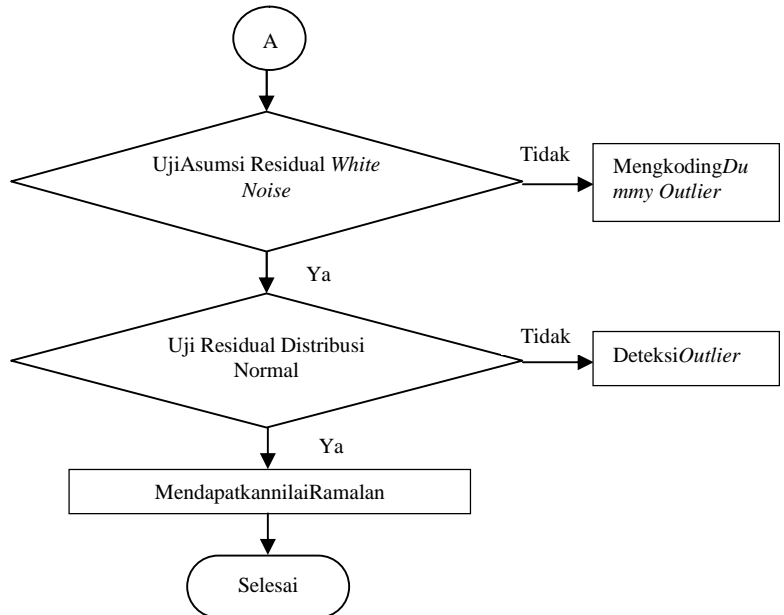




Gambar 3.2 Diagram Alir ARIMAX Variasi Kalender



Gambar 3.2 Lanjutan Diagram Alir ARIMAX Variasi Kalender



Gambar 3.2 Lanjutan Diagram Alir ARIMAX Variasi Kalender

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada analisis peramalan penumpang agregat dan roda dua kapal ferry Ujung-Kamal, analisis yang pertama dilakukan karakteristik data penumpang agregat dan roda dua kapal ferry Ujung-kamal. Analisis selanjutnya melakukan pemodelan menggunakan metode intervensi dan ARIMAX dengan X adalah *outlier* efek variasi kalender. Dari beberapa metode tersebut dibandingkan metode mana yang terbaik mengatasi masalah pada data penumpang kapal ferry Ujung-Kamal.

4.1 Statistika Deskriptif Roda Dua dan Agregat

Analisis statistika deskriptif pada penumpang agregat dan roda dua kapal ferry Ujung-Kamal, pada tanggal 1 Januari 2014 sampai dengan 31 Desember 2015 diperoleh hasil analisisnya sebagai berikut.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Penumpang Kapal Ferry Ujung-Kamal

Variabel	Tahun	Mean	St Deviasi	Sum	Minimum	Maximum
Agregat	2014	2547	601	929808	1428	5552
	2015	1954	469	713258	1244	5110
Roda Dua	2014	1826	228	666645	876	2668
	2015	1750	222	638897	1166	2501

Berdasarkan tabel 4.1 menunjukkan penumpang agregat rata-rata tertinggi pada tahun 2014 rata-rata sebesar 2547 orang. Dibandingkan rata-rata penumpang agregat pada tahun 2015 sebesar 1954 orang. Standart deviasi tertinggi pada penumpang agregat di tahun 2014 sebesar 601, dibanding tahun 2015 sebesar 469. Hal ini menunjukkan penumpang agregat kapal ferry Ujung-Kamal pada tahun 2014 memiliki sebaran cukup jauh dari ukuran pemusatan data atau variansi data penumpang agregat pada tahun 2014 lebih tinggi dibanding 2015. Sama halnya pada penumpang roda dua kapal ferry Ujung-Kamal, rata-rata tertinggi penumpang

pada tahun 2014 sebesar 1826 roda dua, dibanding di tahun 2015 sebesar 1750 roda dua. Nilai standart deviasi yang dihasilkan pada tahun 2014 sebesar 228 dan di tahun 2015 sebesar 222. Menunjukkan pada tahun 2014 variasi data penumpang roda dua lebih tinggi dibanding 2015. Menunjukkan data roda dua memiliki sebaran cukup jauh dari ukuran pemusatan data atau variansi data penumpang roda dua pada tahun 2014 lebih tinggi dibanding 2015. Jumlah penumpang agregat tertinggi pada tahun 2014 sebesar 5552 orang dan tahun 2015 sebesar 5110 orang. Pada penumpang roda dua ditahun 2014 tertinggi sebesar 2668 roda dua dan tahun 2015 sebesar 2501 roda dua.

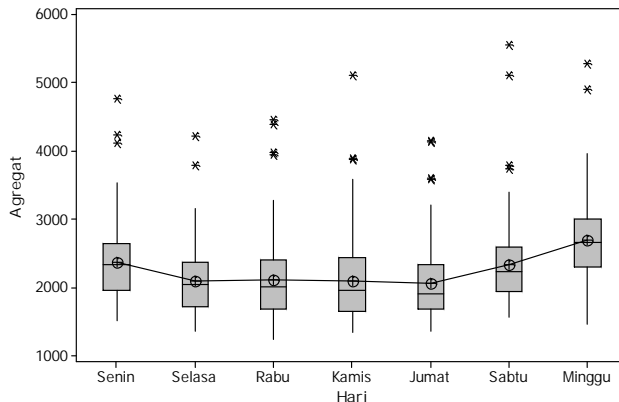
Jika dilihat karakteristik data pada penumpang agregat dan penumpang roda dua kapal ferry Ujung-Kamal perhari pada tahun 2014 dan 2015 dapat disajikan pada tabel 4.2.

Tabel 4.2 Statistika Deskriptif Penumpang Agregat dan Roda Dua per Hari

Variabel	Hari	2014		2015	
		<i>Mean</i>	<i>St Deviasi</i>	<i>Mean</i>	<i>St Deviasi</i>
Agregat	Senin	2696	561	2038	308
	Selasa	2383	472	1824	331
	Rabu	2375	577	1835	505
	Kamis	2363	477	1831	613
	Jumat	2352	520	1778	419
	Sabtu	2659	654	2002	353
	Minggu	3007	630	2373	396
Roda Dua	Senin	2131	197	2078	232
	Selasa	1838	144	1772	114
	Rabu	1799	226	1738	159
	Kamis	1778	172	1715	171
	Jumat	1771	158	1681	145
	Sabtu	1720	120	1600	117
	Minggu	1747	268	1669	223

Berdasarkan tabel 4.2 statistika deskriptif penumpang agregat dan roda dua kapal ferry Ujung-Kamal per hari. Menunjukkan rata-rata dari penumpang agregat pada tahun 2014 tertinggi jatuh pada hari minggu sebesar 3007 orang dan ditahun 2015 masih jatuh pada hari minggu sebesar 2373 orang. Standart deviasi yang dihasilkan pada data agregat tertinggi pada tahun 2014 sebesar 654 dan pada tahun 2015 tertinggi 613. Sedangkan pada penumpang roda dua kapal ferry Ujung-Kamal rata-rata tertinggi pada tahun 2014 jatuh pada hari senin sebesar 2131 roda dua dan ditahun 2015 masih sama jatuh pada hari senin sebesar 2078 roda dua. Nilai standart deviasi tertinggi pada tahun 2014 sebesar 268 dan pada tahun 2015 tertinggi sebesar 232. Dari data penumpang agregat dan roda dua kapal ferry Ujung-Kamal pada tahun 2014 sampai 2015. Penumpang agregat dan roda dua yang rata-rata tertinggi jatuh dihari minggu dan senin. Dikarenakan pekerja yang bukan penduduk asli Madura kebanyakan kembali untuk bekerja dihari minggu dan senin.

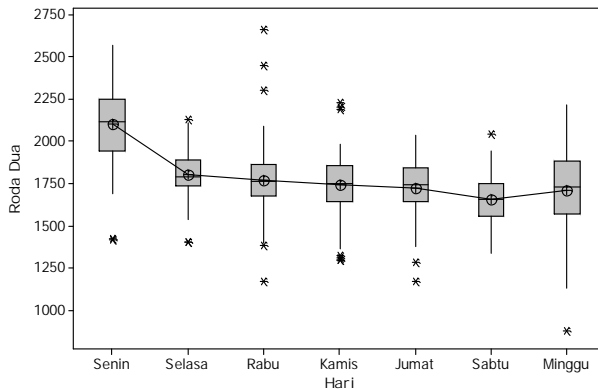
Jika dilihat variabelitas pada data penumpang agregat dan roda dua kapal ferry Ujung-Kamal dapat juga disajikan dalam bentuk *box-plot* sebagai berikut.



Gambar 4.1 Box plot dari Penumpang Agregat Kapal Ferry Ujung-Kamal

Berdasarkan gambar 4.1 menunjukkan *box-plot* pada penumpang agregat kapal ferry Ujung-Kamal per hari, variabelitas tertinggi pada penumpang agregat jatuh pada hari minggu dibanding dengan hari lainnya. Data penumpang agregat jika dilihat *box-plot* pada data agregat tidak berbentuk simetris, karena jarak dari median ke kuartil satu dengan jarak median ke kuartil tiga tidak sama panjangnya. Jarak antara median ke kuartil satu dan jarak median ke kuartil tiga terkecil jatuh pada hari selasa. Pada data agregat terdapat pengamatan data yang berada diluar batas, yang disebut dengan data ekstrim atau dikenal dengan *outlier*. Terdapat sebanyak 19 *outlier*, *outlier* tersebut karena terdapat data penumpang agregat lebih tinggi dan lebih rendah pada hari-hari tertentu.

Sama halnya pada variabilitas penumpang roda dua kapal ferry Ujung-Kamal yang ditunjukkan pada gambar 4.2 sebagai berikut.



Gambar 4.2 *Box plot* pada Penumpang Roda Dua Kapal Ferry Ujung-Kamal

Gambar 4.2 menunjukkan *box-plot* pada data penumpang roda dua kapal ferry Ujung-kamal. Variabelitas pada data roda dua tertinggi jatuh pada hari senin, dibanding dengan hari lainnya. Sedangkan variabelitas data roda dua terendah jatuh pada hari

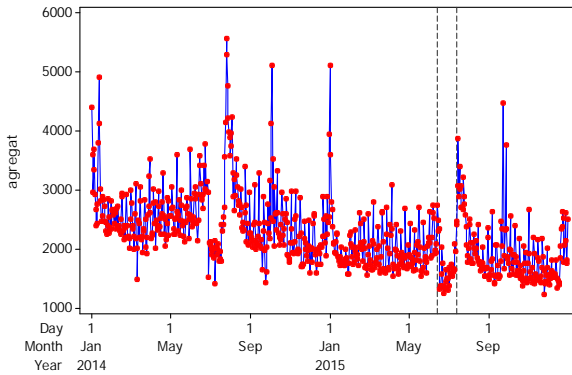
sabtu. Jika dilihat *box-plot* data roda dua tidak berbentuk simetris, karena jarak median ke kuartil satu dan jarak median ke kuartil tiga tidak sama. Selain itu data pada penumpang roda dua, terdapat data yang berada di luar batas yang disebut dengan data ekstrim atau adanya *outlier*. *Outlier* yang ditunjukkan pada *box-plot* terdapat sebanyak 19 *outlier*. *Outlier* tersebut karena terdapat penumpang yang tinggi dan rendah pada hari-hari yang berbeda.

4.2 Analisis Penumpang Agregat Ujung-Kamal Sebelum Intervensi Menggunakan ARIMA

Sebelum melakukan analisis intervensi pada penumpang kapal ferry Ujung-kamal, untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh pembebasan tarif tol Suramadu roda dua pada pengguna kapal ferry. Terlebih dahulu melakukan analisis sebelum intervensi menggunakan metode ARIMA pada data agregat. Analisis sebelum intervensi untuk mendapatkan model ARIMA untuk menduga orde b , r , dan s . Berikut adalah hasil analisis pada data agregat dengan metode ARIMA sebelum intervensi. Tahap awal dalam melakukan analisis sebelum intervensi dengan melakukan identifikasi pola pada data penumpang agregat.

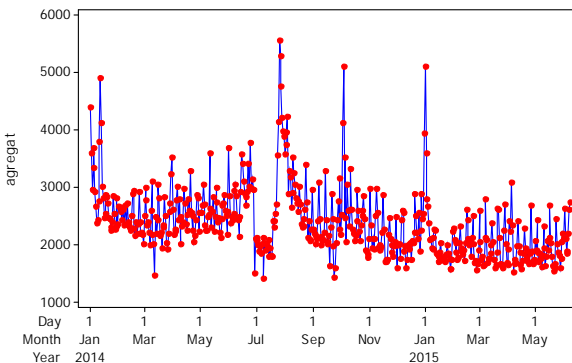
4.2.1 Identifikasi Data Penumpang Agregat Model ARIMA

Melakukan identifikasi pada data penumpang agregat pada model ARIMA, dengan memplotkan *time series* plot pada data agregat. Untuk mengetahui secara visual jenis pola yang terdapat pada data agregat. Serta mengetahui adanya stasioner dalam *varians* dengan plot *box-cox* dan *mean* dengan plot ACF dan PACF. Data penumpang agregat kapal ferry Ujung-Kamal harus memenuhi stasioner terlebih dahulu, sebelum melakukan analisis lebih lanjut. Dapat dilihat pola pada *time series* plot data agregat ditunjukkan pada gambar dibawah ini.



Gambar 4.3 *Time Series Plot Data Agregat 1 Januari 2014-1 Januari 2016*

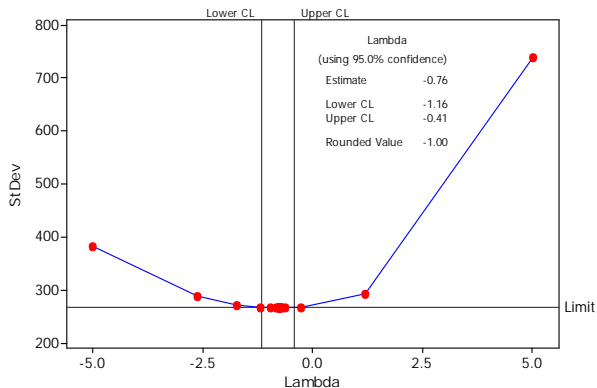
Berdasarkan gambar 4.3 hasil dari *time series* plot data agregat pada tanggal 1 Januari 2014 sampai dengan 1 Januari 2016. Terdapat 1 kejadian intervensi yaitu kebijakan pemerintah membebaskan tarif jalan tol suramadu roda dua pada hari sabtu tanggal 13 Juni 2015, kebijakan tersebut berlaku sampai dengan saat ini, (S_t^T) sejak $T=529$. *Time series* plot sebelum intervensi pada tanggal 1 Januari 2014 sampai dengan 8 Juni 2014, sebagai berikut.



Gambar 4.4 *Time Series Plot Data Agregat Sebelum Intervensi*

Berdasarkan Gambar 4.4 *time series* plot pada data agregat sebelum intervensi, secara visual pola tidak menunjukkan data stasioner dalam *mean*. Adanya fluktuatif pada data agregat, sehingga data mengalami peningkatan atau penurunan yang menyebabkan data tidak stasioner dalam *mean* (rata-rata). Selanjutnya melakukan plot *box-cox*, untuk melihat stasioner dalam *varians*.

Kestasioneran dalam *varians* dengan *box-cox* melihat nilai *rounded value* yang dihasilkan pada data agregat kapal ferry Ujung-kamal kurang dari 1 atau tidak. Data penumpang agregat yang nilai *rounded value* kurang dari 1 dikatakan belum stasioner dalam *varians*. Untuk mendapatkan data agregat yang stasioner diperlukan adanya transformasi pada data agregat. Adapun hasil dari plot *box-cox* ditunjukkan pada gambar dibawah ini.

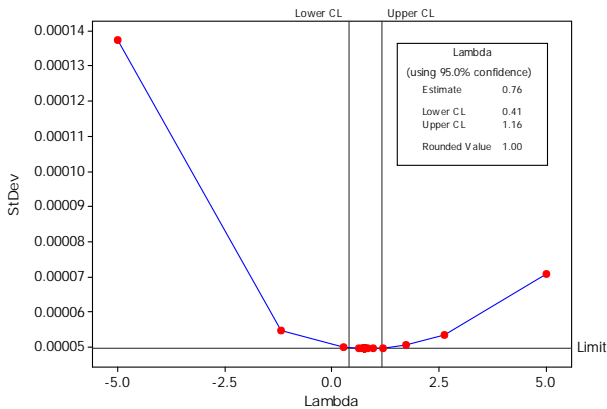


Gambar 4.5 Box-cox Data Penumpang Agregat

Berdasarkan gambar 4.5 hasil plot *box-cox* data penumpang agregat. Nilai *rounded value* yang dihasilkan sebesar -1.00 dengan batas atas sebesar -0.41 dan batas bawah sebesar -1.16. karena nilai *rounded value* yang dihasilkan data agregat kurang dari 1. Sehingga perlu dilakukan transformasi, transformasi yang

digunakan $1/Z_t$ karena *rounded value* -1.00. Selanjutnya melakukan *transformasi* pada data agregat.

Setelah dilakukan transformasi pada data penumpang agregat, untuk menghasilkan data penumpang agregat yang stasioner dalam *varians*. Hasil dari transformasi tersebut di plotkan kembali dengan box-cox, dilihat nilai *rounded value* pada data agregat yang telah ditransformasi apakah sudah stasioner dalam *varians*. Apabila sudah memenuhi stasioner dalam *varians*, dilihat kembali stasioner dalam *mean* dengan plot ACF dan PACF selain dengan menggunakan *time series* plot.



Gambar 4.6 Hasil Transformasi *Box-Cox* Data Penumpang Agregat

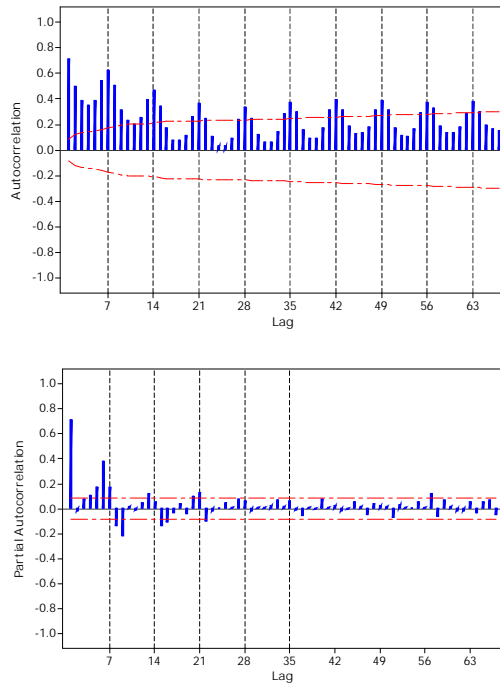
Berdasarkan gambar 4.6 hasil transformasi *box-cox* data penumpang agregat. Nilai *rounded value* yang dihasilkan dari data agregat yang telah di transformasi sebesar 1.00, dengan batas atas sebesar 1.16 dan batas bawah sebesar 0.41. Karena nilai *rounded value* yang dihasilkan menjadi 1.00, sehingga data penumpang agregat sudah stasioner dalam *varians*.

Data transformasi agregat yang sudah stasioner dalam *varians*, selanjutnya dilakukan pengujian stasioner dalam *mean* secara inferensia dengan pengujian *Dicky Fuller* sebagai berikut hasilnya.

Tabel 4.3 Uji *Dicky Fuller* Data Transformasi Agregat

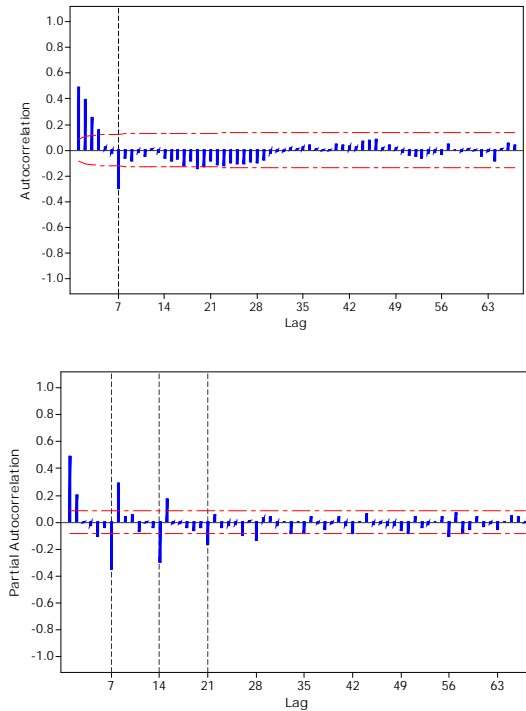
Parameter	\dagger_{hitung}	\dagger_{tabel}
U	-14.1517	1.95

Berdasarkan tebl 4.3 hasil dari pengujian *Dicky Fuller* pada data transformasi agregat. Nilai dari \dagger_{hitung} yang dihasilkan lebih besar dari \dagger_{tabel} . Sehingga dikatakan data transformasi agregat tidak stasioner dalam *mean*. Karena data transformasi agregat secara pengujian inferensia belum stasioner. Melakukan plot ACF dan PACF pada data transformasi penumpang agregat untuk memastikan kembali stasioneritas dalam *mean*, selain dengan *time series* plot sebagai berikut hasil plot ACF dan PACFnya.

**Gambar 4.7** Plot ACF dan PACF Data Transformasi Agregat

Berdasarkan gambar 4.7 hasil plot ACF dan PACF data transformasi agregat. Plot ACF pada data transformasi agregat, menunjukkan lag yang turun lambat pada lag 7,14,21,28,35,42,49 dan seterusnya. Pada plot PACF menunjukkan *cut off* pada lag 1,3,4,5,6,7,8,9,13,15,16,20 dan 21. Karena plot ACF yang dihasilkan pada data transformasi turun lambat pada kelipatan 7, sehingga data transformasi penumpang agregat terdapat musiman 7. Pada data transformasi agregat perlu dilakukan *differencing* musiman 7.

Setelah dilakukan *differencing* musiman 7, selanjutnya melakukan plot ACF dan PACF dari hasil *differencing* transformasi agregat berikut hasil plot ACF dan PACF.



Gambar 4.8 Hasil *Differencing* Plot ACF dan PACF Data Transformasi Agregat

Berdasarkan gambar 4.8 hasil *differencing* plot ACF dan PACF data transformasi. Plot ACF *differencing* menunjukkan plot yang *cut off* pada lag 1,2,3,4 dan 7, sedangkan plot PACF *cut off* pada lag ke 1,2,5,7,8,14,15,21,28. Sehingga model dugaan dari data agregat ARIMA musiman 7. Model dugaan ARIMA sebelum intervensi adalah ARIMA $([1,6,15],0,1)(0,1,1)^7$, ARIMA $([2,6],0,2)(0,1,1)^7$, ARIMA $([1,2,6],0,0)(0,1,1)^7$, dan ARIMA $(2,0,[2,6])(0,1,1)^7$. Dari model ARIMA dugaan selanjutnya dilakukan pengujian signifikansi parameter, pengujian asumsi residual *white noise* dan pengujian residual berdistribusi normal.

4.2.2 Estimasi dan Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat pada ARIMA Sebelum Intervensi

Ke empat Model dugaan ARIMA sebelum intervensi dilakukan pengujian signifikansi parameter pada data transformasi agregat. Pengujian signifikansi parameter pada model ARIMA dugaan untuk melihat parameter dari model dugaan signifikan atau tidak, dengan melihat nilai *t-value* yang dihasilkan pada parameter model kemudian dibandingkan dengan *t-tabel*. Berikut hasil pengujian parameternya.

Tabel 4.4 Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat

Model	Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	<i>t-tabel</i>	Kesimpulan
ARIMA $([1,6,15],0,1)(0,1,1)^7$	μ_1	0.27971	4.16	1.96455	Signifikan
	Θ_1	0.92617	43.04	1.96455	Signifikan
	w_1	0.78966	17.86	1.96455	Signifikan
	w_6	0.11429	3.24	1.96455	Signifikan
	w_{15}	-0.05404	-2.90	1.96455	Signifikan
ARIMA $([2,6],0,2)(0,1,1)^7$	μ_1	-0.51815	-12.03	1.96455	Signifikan
	μ_2	0.24401	3.59	1.96455	Signifikan

Tabel 4.4 Lanjutan Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat

Model	Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	<i>t-tabel</i>	Kesimpulan
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,1) ⁷	Θ_1	0.92076	43.87	1.96455	Signifikan
	w_2	0.65017	9.96	1.96455	Signifikan
	w_6	0.12044	3.11	1.96455	Signifikan
	Θ_1	0.93100	44.90	1.96454	Signifikan
	w_1	0.52628	12.34	1.96454	Signifikan
	w_2	0.16225	3.70	1.96454	Signifikan
	w_6	0.14545	4.05	1.96454	Signifikan
ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1) ⁷	" 2	0.16752	2.58	1.96455	Signifikan
	" 6	-0.11208	-2.43	1.96455	Signifikan
	Θ_1	0.91584	43.37	1.96455	Signifikan
	w_1	0.51071	11.75	1.96455	Signifikan
	w_2	0.29630	4.93	1.96455	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.4 hasil estimasi dan uji signifikansi parameter model ARIMA dugaan data transformasi agregat. Parameter dari ke empat model ARIMA dugaan sebelum intervensi signifikan, karena nilai *t-value* yang dihasilkan pada data transformasi agregat sebelum intervensi lebih besar dari *t-tabel*. Sehingga ARIMA ([1,6,15],0,1)(0,1,1)⁷, ARIMA ([2,6],0,2)(0,1,1)⁷, ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,1)⁷, dan ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1)⁷ dikatakan parameternya signifikan. Karena ke empat model ARIMA signifikan, dapat dilanjutkan pada pengujian asumsi residual *white noise* dan residual berdistribusi normal.

4.2.3 Pengujian Asumsi Residual *White Noise* dan Distribusi Normal Data Transformasi Agregat pada ARIMA Sebelum Intervensi

Pengujian selanjutnya yaitu pengujian asumsi residual *white noise*, data transformasi agregat pada model ARIMA

dugaan yang parameternya signifikan. Pengujian asumsi residual *white noise* untuk pemeriksaan dignostik, mengamati residual dari model yang terestimasi merupakan proses *white noise* atau tidak. Pengujian pada residual asumsi *white noise* untuk melihat ada tidaknya korelasi antar lag, adapun hasil pengujiannya sebagai berikut.

Tabel 4.5 Uji Asumsi Residual *White Noise* Pada Data Transformasi Agregat

Model	Lag	t^2	db	$t_{(1-0.05),db}^2$	Kesimpulan
ARIMA ([1,6,15],0,1)(0,1,1) ⁷	6	0.66	1	3.8414	<i>White Noise</i>
	12	6.30	7	14.067	<i>White Noise</i>
	18	11.80	13	22.362	<i>White Noise</i>
	24	16.51	19	30.143	<i>White Noise</i>
	30	17.77	25	37.652	<i>White Noise</i>
	36	21.85	31	44.985	<i>White Noise</i>
	42	27.08	37	52.192	<i>White Noise</i>
	48	32.30	43	59.303	<i>White Noise</i>
ARIMA ([2,6],0,2)(0,1,1) ⁷	6	0.73	1	3.8414	<i>White Noise</i>
	12	5.15	7	14.067	<i>White Noise</i>
	18	12.06	13	22.362	<i>White Noise</i>
	24	18.77	19	30.143	<i>White Noise</i>
	30	20.90	25	37.652	<i>White Noise</i>
	36	24.77	31	44.985	<i>White Noise</i>
	42	30.62	37	52.192	<i>White Noise</i>
	48	36.01	43	59.303	<i>White Noise</i>
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,1) ⁷	6	2.51	2	5.9914	<i>White Noise</i>
	12	7.48	8	15.507	<i>White Noise</i>
	18	13.67	14	23.684	<i>White Noise</i>
	24	20.56	20	31.410	<i>White Noise</i>
	30	22.58	26	38.885	<i>White Noise</i>
	36	26.32	32	46.194	<i>White Noise</i>
	42	32.61	38	53.383	<i>White Noise</i>
	48	37.22	44	60.480	<i>White Noise</i>
ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1) ⁷	6	1.59	1	3.8414	<i>White Noise</i>
	12	7.96	7	14.067	<i>White Noise</i>
	18	15.75	13	22.362	<i>White Noise</i>
	24	21.10	19	30.143	<i>White Noise</i>
	36	26.42	31	44.985	<i>White Noise</i>
	42	31.95	37	52.192	<i>White Noise</i>
	48	36.93	43	59.303	<i>White Noise</i>

Berdasarkan hasil uji asumsi residual *white noise* pada data transformasi agregat, yang ditunjukkan pada tabel 4.5. ARIMA sebelum intervensi, Ke empat model ARIMA penduga menghasilkan nilai *chi-square* hitung kurang dari *chi-square* tabel. Sehingga disimpulkan model ARIMA $([1,6,15],0,1)(0,1,1)^7$, ARIMA $([2,6],0,2)(0,1,1)^7$, ARIMA $([1,2,6],0,0)(0,1,1)^7$, dan ARIMA $(2,0,[2,6])(0,1,1)^7$ asumsi residualnya *white noise*. Karena Ke empat model ARIMA memenuhi asumsi *white noise*. Selanjutnya melakukan pengujian residual distribusi normal.

Pengujian residual distribusi normal pada data transformasi agregat untuk mengetahui apakah ke empat model ARIMA sebelum intervensi residualnya berdistribusi normal atau tidak, dengan melihat nilai *kolmogrov-smirnov*. Adapun hasil pengujiannya diperoleh sebagai berikut.

Tabel 4.6 Uji Residual Distribusi Normal Data Transformasi Agregat

Model	<i>D</i>	$D_{(1-0,05;n>40)}$	Kesimpulan
ARIMA $([1,6,15],0,1)(0,1,1)^7$	0.079768	0.059412	Residual Tidak Berdistribusi Normal
ARIMA $([2,6],0,2)(0,1,1)^7$	0.075651	0.059412	Residual Tidak Berdistribusi Normal
ARIMA $([1,2,6],0,0)(0,1,1)^7$	0.076711	0.059412	Residual Tidak Berdistribusi Normal
ARIMA $(2,0,[2,6])(0,1,1)^7$	0.078913	0.059412	Residual Tidak Berdistribusi Normal

Berdasarkan hasil uji residual berdistribusi normal pada data transformasi agregat, ditunjukkan pada tabel 4.6. Nilai *kolmogrov* yang dihasilkan dari ke empat model ARIMA dugaan sebelum intervensi, lebih besar dari tabel. Sehingga ke empat model ARIMA dugaan residual tidak memenuhi asumsi distribusi normal. Karena adanya indikasi *outlier* pada data agregat, menyebabkan data agregat sebelum intervensi tidak memenuhi asumsi normal. Selain itu dapat melihat kurva *skewness* dan *kurtosis* dari residual model data transformasi agregat. Setelah melakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal.

Sebelumnya melakukan pemilihan model terbaik terlebih dahulu pada ke empat model ARIMA dugaan.

4.2.4 Pemilihan Model Terbaik Data Transformasi Agregat Sebelum Intervensi

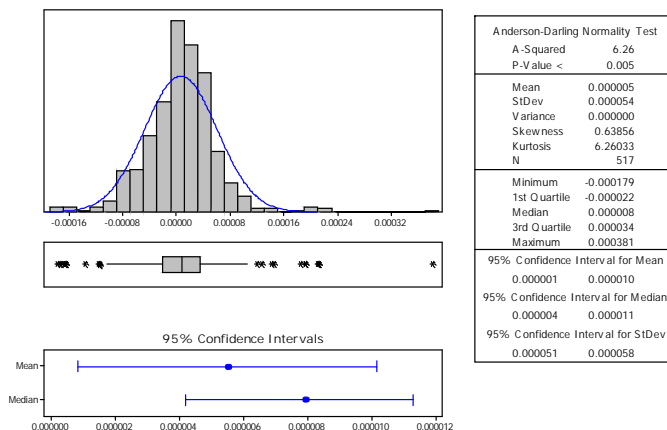
Setelah melakukan pengujian pada ke empat model ARIMA penduga data transformasi agregat, ke empat model ARIMA tidak berdistribusi normal. Selanjutnya melakukan pemilihan model terbaik dengan menggunakan RMSE dan MAPE terkecil. Adapun hasil dari perhitungannya sebagai berikut.

Tabel 4.7 Pemilihan Model Terbaik Data Transformasi Agregat Sebelum Intervensi

Model ARIMA	RMSE	MAPE
ARIMA ([1,6,15],0,1)(0,1,1) ⁷	0.000153947	20.09%
ARIMA ([2,6],0,2)(0,1,1) ⁷	0.000155395	20.41%
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,1) ⁷	0.000159127	20.81%
ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1)⁷	0.000150067	19.62%

Berdasarkan tabel 4.7 pemilihan model terbaik data transformasi agregat sebelum intervensi. Nilai pemilihan model yang terpilih yaitu RMSE dan MAPE yang memiliki nilai terkeci. Pada ARIMA(2,0[2,6])(0,1,1)⁷ nilai RMSE yang dihasilkan sebesar 0.000150067 dan MAPE terkecil sebesar 19.62%. Pada pemilihan model terbaik, model ARIMA(2,0[2,6])(0,1,1)⁷ dilanjutkan dengan analisis intervensi.

Setelah mendapatkan model terbaik, data yang tidak normal dapat dilihat dengan kurva *skewness* dan *kurtosis* pada data residual transformasi agregat. Pergeseran pada data residual transformasi agregat dengan melihat nilai *skewness*, sedangkan keruncingan pada data menggunakan nilai *kurtosis*. Nilai *skewness* dan *kurtosis* dihasilkan pada kurva distribusi normal sebagai berikut.



Gambar 4.9 Kurva *Skewness* dan *Kurtosis* Data Residual Transformasi Agregat Model ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1)⁷

Berdasarkan gambar 4.9 kurva *skewness* dan *kurtosis* data residual transformasi agregat pada model ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1)⁷ yang terpilih. Namun residual pada pada model ARIMA tersebut tidak berdistribusi normal. Nilai *skewness* dan *kurtosis* yang dihasilkan pada model ARIMA tersebut sebesar 0.63856 dan 6.26033. Nilai *skewness* yang dihasilkan sebesar 0.63854 lebih besar dari nol, sehingga data residual transformasi agregat bergeser ke arah kanan yang bernilai positif. Sedangkan nilai *kurtosis* yang dihasilkan pada data residual agregat menunjukkan ke arah positif, sehingga keruncingan pada data residual lebih runcing yang disebut dengan kurva leptokurtik.

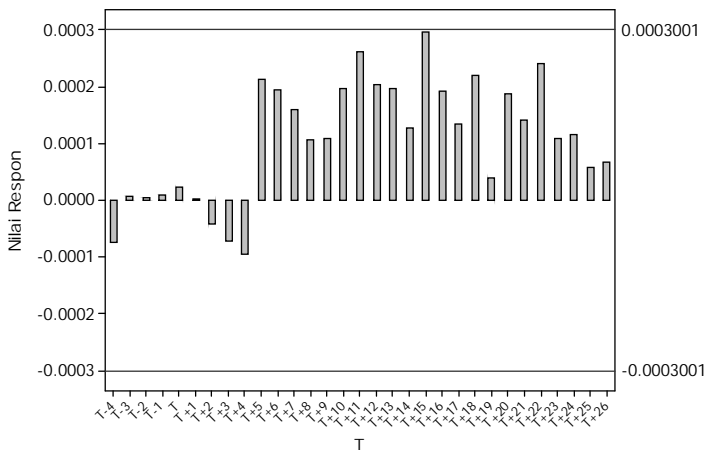
4.3 Peramalan Intervensi Pada Data Transformasi Agregat

Peramalan intervensi pada data penumpang agregat untuk melihat pengaruh dari kebijakan presiden melakukan pembebasan tarif jalan tol roda dua apakah memengaruhi penurunan penumpang agregat kapal ferry Ujung-Kamal. Dimana kebijakan penurunan tarif tol Suramadu terjadi pada tanggal 13 Juni 2015 pada saat ($t = 529$). Pembebasan tarif tol suramadu roda dua

terjadi setelah adanya dampak dari beroperasinya jembatan tol Suramadu.

4.3.1 Menduga Orde b , r dan s pada Data Transformasi Agregat

Langkah awal yang dilakukan dalam analisis intervensi dampak adanya pembebasan tarif tol Suramadu agregat. Menduga orde b , r dan s dari model ARIMA $(2,0,[2,6])(0,1,1)^7$, dengan *bar-chart* nilai respon dengan waktu. Untuk menduga orde b , r dan s dapat dilihat pola pada *bar-chart*. Adapun hasilnya sebagai berikut.



Gambar 4.10 Bar-Chart Nilai Respon Data Transformasi Agregat

Berdasarkan gambar 4.10 hasil *bar-chart* residual data transformasi agregat kebijakan pemerintah membebaskan tariff jalan tol Suramadu roda dua pada saat ke-T yaitu hari sabtu tanggal 13 Juni 2016, belum menunjukkan pengaruh. Karena lag pada saat T tidak keluar dari batas $\pm 2\sigma$. Setelah waktu ke-T terdapat lag yang mendekati batas atas yaitu pada T+5 hari Kamis, T+11 hari Rabu, T+15 hari Minggu dan T+22 hari Minggu. Sehingga kemungkinan orde pada metode intervensi $b=5$ $s=5$ $r=0$, $b=5$ $s=1$ $r=0$, $b=11$ $s=0$ $r=0$, $b=11$ $s=1$ $r=0$, $b=15$ $s=1$ $r=0$ dan

$b=22$ $s=1$ $r=0$. Intervensi yang terjadi kebijakan pemerintah bersifat jangka panjang, sehingga menjadi intervensi fungsi step. Kebijakan tersebut terhitung pada tanggal 13 Juni 2015 sampai saat ini. Memastikan apakah intervensi dari pembebasan tarif roda dua pada jalan tol Suramadu berdampak pada penurunan penumpang roda dua dilakukan pengujian signifikansi parameter.

4.3.2 Pengujian Signifikansi Parameter pada Data Transformasi Agregat dengan Metode Intervensi

Berdasarkan dari model ARIMA yang terpilih sebelum intervensi, kemudian dilakukan pendugaan orde b , r dan s . sehingga mendapatkan model dari intervensi untuk data transformasi agregat dari model ARIMA $(2,0,[2,6])(0,1,1)^7$. Langkah selanjutnya melakukan uji signifikansi parameter dari model intervensi, untuk melihat apakah pembebasan tarif tol Suramadu roda dua memberikan pengaruh pada penurunan penumpang kapal ferry berikut hasil pengujiannya.

Tabel 4.8 Uji Signifikansi Prameter Metode Intervensi Pada Data Transformasi Agregat

Model	Orde	Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	<i>t-tabel</i>	Kesimpulan
ARIMA $(2,0,[2,6])(0,1,1)^7$	$b=5$ $s=0$ $r=0$	μ_2	0.22039	4.20	1.9633	Signifikan
		μ_6	-0.11327	-2.87	1.9633	Signifikan
		Θ_1	0.93012	54.99	1.9633	Signifikan
		w_1	0.49816	13.22	1.9633	Signifikan
		w_2	0.36147	7.49	1.9633	Signifikan
		\tilde{S}_0	0.0001582	4.18	1.9633	Signifikan
	$b=5$ $s=1$ $r=0$	μ_2	0.20632	3.84	1.9633	Signifikan
		μ_6	-0.11055	-2.78	1.9633	Signifikan
		Θ_1	0.93021	54.99	1.9633	Signifikan
		w_1	0.50017	13.21	1.9633	Signifikan
		w_2	0.34514	6.98	1.9633	Signifikan
		\tilde{S}_0	0.0002235	4.24	1.9633	Signifikan

Tabel 4.8 Lanjutan Uji Signifikansi Prameter Metode Intervensi Pada Data Transformasi Agregat

Model	Orde	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
b=11 s=0 r=0		\check{S}_1	0.0001004	1.90	1.9633	Tidak Signifikan
		$_{\alpha} 2$	0.19797	3.64	1.9633	Signifikan
		$_{\alpha} 6$	-0.11969	-2.98	1.9633	Signifikan
		Θ_1	0.92904	53.74	1.9633	Signifikan
		w_1	0.49808	13.15	1.9633	Signifikan
		w_2	0.33323	6.65	1.9633	Signifikan
		\check{S}_0	0.00004450	1.30	1.9633	Tidak Signifikan
	b=11 s=1 r=0	$_{\alpha} 2$	0.20055	3.65	1.9633	Signifikan
		$_{\alpha} 6$	-0.11768	-2.90	1.9633	Signifikan
		Θ_1	0.92529	52.14	1.9633	Signifikan
		w_1	0.49386	13.00	1.9633	Signifikan
		w_2	0.33604	6.64	1.9633	Signifikan
		\check{S}_0	0.00009694	1.80	1.9633	Signifikan
		\check{S}_1	0.00006934	1.29	1.9633	Signifikan
b=15 s=0 r=0		$_{\alpha} 2$	0.19263	3.51	1.9633	Signifikan
		$_{\alpha} 6$	-0.12387	-3.09	1.9633	Signifikan
		Θ_1	0.92853	53.91	1.9633	Signifikan
		w_1	0.49905	13.12	1.9633	Signifikan
		w_2	0.32846	6.52	1.9633	Signifikan
		\check{S}_0	0.00004721	1.37	1.9633	Tidak Signifikan
		$_{\alpha} 2$	0.18273	3.30	1.9633	Signifikan
	b=15 s=1 r=0	$_{\alpha} 6$	-0.13289	-3.31	1.9633	Signifikan
		Θ_1	0.92528	52.10	1.9633	Signifikan
		w_1	0.49986	13.10	1.9633	Signifikan
		w_2	0.31942	6.25	1.9633	Signifikan
		\check{S}_0	0.0001404	2.65	1.9633	Signifikan

Tabel 4.8 Lanjutan Uji Signifikansi Prameter Metode Intervensi Pada Data Transformasi Agregat

Model	Orde	Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,2) ⁷	b=22 s=1 r=0	\hat{S}_1	0.0001243	2.34	1.9633	Signifikan
		" 2	0.20450	3.70	1.9633	Signifikan
		" 6	-0.13206	-3.27	1.9633	Signifikan
		Θ_1	0.92316	50.62	1.9633	Signifikan
		w_1	0.49932	13.06	1.9633	Signifikan
		w_2	0.32813	6.46	1.9633	Signifikan
	b=5 s=0 r=0	\hat{S}_0	0.0001206	2.26	1.9633	Signifikan
		\hat{S}_1	0.0001281	2.39	1.9633	Signifikan
		" 2	0.18485	3.36	1.9633	Signifikan
		" 6	-0.11907	-2.97	1.9633	Signifikan
		Θ_1	0.82193	20.48	1.9633	Signifikan
		Θ_2	0.12297	3.11	1.9633	Signifikan
		w_1	0.49857	13.26	1.9633	Signifikan
		w_2	0.33303	6.57	1.9633	Signifikan
		\hat{S}_0	0.0001483	4.33	1.9633	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.8 uji signifikansi parameter pada data transformasi agregat dengan metode intervensi. Untuk melihat apakah pembebasan tarif tol suramadu roda dua berpengaruh pada penurunan jumlah penumpang agregat Ujung-Kamal. Dari model ARIMA(2,0,[2,6])(0,1,1)⁷ pada orde b=15 s=1 r=0. Nilai *t-value* yang dihasilkan dari pengujian signifikansi parameter lebih besar dari t-tabel. Sehingga parameter dari model intervensi agregat, semua parameter signifikan. Hal ini berarti adanya pengaruh signifikan pembebasan tarif tol suramadu roda dua terhadap penurunan jumlah penumpang agregat pada hari ke-15 setelah adanya kebijakan pembebasan tarif jalan tol Suramadu yaitu hari minggu. Jika dilihat plot dari nilai respon, pembebasan tarif tol suramadu roda dua.

Nilai dari parameter model ARIMA dengan orde tersebut signifikan, dapat dilanjutkan pada pengujian asumsi residual *white noise* dan distribusi normal.

4.3.3 Pengujian Asumsi Residual *White Noise* dan Distribusi Normal dengan Metode Intervensi pada Data Transformasi Agregat

Setelah dilakukan pengujian signifikansi parameter pada model ARIMA(2,0,[2,6])(0,1,1)⁷ dengan orde dugaan. Selanjutnya melakukan uji asumsi residual *white noise* dan distribusi normal, untuk melihat apakah residual data transformasi agregat dengan metode intervensi memenuhi kedua asumsi tersebut. Adapun hasil analisisnya sebagai berikut.

Tabel 4.9 Uji Asumsi *White Noise* Pada Data Transformasi Agregat

Model	Orde	Lag	²	Db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,2) ⁷	b=5 s=0 r=0	6	3.14	1	3.8414	<i>White Noise</i>
		12	14.87	7	14.067	Tidak <i>White Noise</i>
		18	20.50	13	22.362	<i>White Noise</i>
		24	25.71	19	30.143	<i>White Noise</i>
		30	28.87	25	37.652	<i>White Noise</i>
		36	33.02	31	44.985	<i>White Noise</i>
		42	34.02	37	52.192	<i>White Noise</i>
		48	38.55	43	59.303	<i>White Noise</i>
	b=5 s=1 r=0	6	2.52	1	3.8414	<i>White Noise</i>
		12	14.52	7	14.067	Tidak <i>White Noise</i>
		18	21.61	13	22.362	<i>White Noise</i>
		24	27.44	19	30.143	<i>White Noise</i>
		30	31.40	25	37.652	<i>White Noise</i>
		36	35.33	31	44.985	<i>White Noise</i>
		42	36.32	37	52.192	<i>White Noise</i>
		48	40.94	43	59.303	<i>White Noise</i>
	b=11 s=0 r=0	6	1.89	1	3.8414	<i>White Noise</i>
		12	13.36	7	14.067	<i>White Noise</i>
		18	18.54	13	22.362	<i>White Noise</i>
		24	24.48	19	30.143	<i>White Noise</i>
		30	30.70	25	37.652	<i>White Noise</i>
		36	35.33	31	44.985	<i>White Noise</i>
		42	36.32	37	52.192	<i>White Noise</i>
		48	40.22	43	59.303	<i>White Noise</i>

Tabel 4.9 Uji Asumsi *White Noise* Pada Data Transformasi Agregat

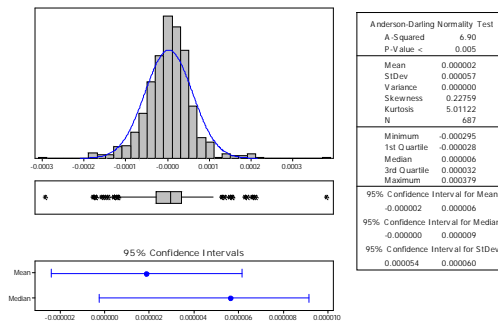
Model	Orde	Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,2) ⁷	b=11 s=1 r=0	6	1.72	1	3.8414	<i>White Noise</i>
		12	14.28	7	14.067	Tidak <i>White Noise</i>
		18	19.07	13	22.362	<i>White Noise</i>
		24	25.22	19	30.143	<i>White Noise</i>
		30	32.42	25	37.652	<i>White Noise</i>
		36	37.49	31	44.985	<i>White Noise</i>
		42	38.65	37	52.192	<i>White Noise</i>
		48	42.24	43	59.303	<i>White Noise</i>
	b=15 s=0 r=0	6	1.69	1	3.8414	<i>White Noise</i>
		12	13.12	7	14.067	<i>White Noise</i>
		18	18.29	13	22.362	<i>White Noise</i>
		24	25.15	19	30.143	<i>White Noise</i>
		30	31.46	25	37.652	<i>White Noise</i>
		36	35.95	31	44.985	<i>White Noise</i>
		42	36.85	37	55.192	<i>White Noise</i>
		48	40.72	43	59.303	<i>White Noise</i>
	b=15 s=1 r=0	6	1.84	1	3.8414	<i>White Noise</i>
		12	13.06	7	14.067	<i>White Noise</i>
		18	18.21	13	22.362	<i>White Noise</i>
		24	24.13	19	30.143	<i>White Noise</i>
		30	29.56	25	37.652	<i>White Noise</i>
		36	34.14	31	44.985	<i>White Noise</i>
		42	35.41	37	55.192	<i>White Noise</i>
		48	40.03	43	59.303	<i>White Noise</i>
	b=22 s=1 r=0	6	1.24	1	3.8414	<i>White Noise</i>
		12	9.66	7	14.067	<i>White Noise</i>
		18	17.06	13	22.362	<i>White Noise</i>
		24	22.93	19	30.143	<i>White Noise</i>
		30	29.17	25	37.652	<i>White Noise</i>
		36	34.13	31	44.985	<i>White Noise</i>
		42	36.74	37	55.192	<i>White Noise</i>
		48	40.20	43	59.303	<i>White Noise</i>
	b=5 s=0 r=0	12	4.87	6	12.591	<i>White Noise</i>
		18	12.08	12	21.026	<i>White Noise</i>
		24	16.75	18	28.869	<i>White Noise</i>
		30	19.74	24	36.415	<i>White Noise</i>
		36	23.74	30	43.773	<i>White Noise</i>
		42	24.61	36	50.998	<i>White Noise</i>
		48	29.28	42	58.124	<i>White Noise</i>

Berdasarkan tabel 4.9 hasil uji asumsi residual *white noise* data transformasi agregat dengan metode intervensi. Terlihat bahwa dari orde dugaan intervensi data transformasi agregat, yang memenuhi asumsi *white noise* dan parameternya signifikan. Orde $b=5$ $s=0$ $r=0$ pada model $ARIMA(2,0,[2,6])(0,1,2)^7$, orde $b=15$ $s=1$ $r=0$ dan $b=22$ $s=1$ $r=0$ pada $ARIMA(2,0,[2,6])(0,1,1)^7$. Semua yang terdapat pada lag pada orde dugaan b , s , r *white noise*. Sehingga dapat dilanjutkan ke pengujian asumsi distribusi normal. Pengujian residual distribusi normal dengan metode intervensi, untuk melihat apakah residual dari data transformasi agregat memenuhi asumsi normal berikut hasil analisisnya.

Tabel 4.10 Uji Residual Berdistribusi Normal Data Transformasi Agregat dengan Metode Intervensi

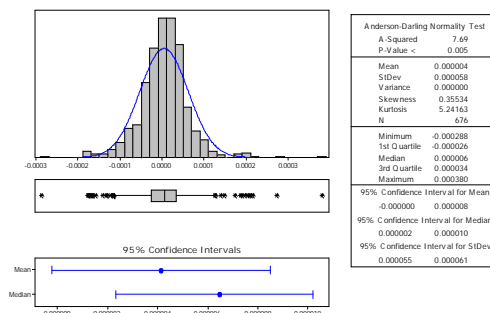
Model	Orde	D	$D_{(1-0.05; n > 40)}$	Kesimpulan
$ARIMA(2,0,[2,6])(0,1,2)^7$	$b=5$ $s=0$ $r=0$	0.069762	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal
$ARIMA(2,0,[2,6])(0,1,1)^7$	$b=15$ $s=1$ $r=0$	0.074861	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal
	$b=22$ $s=1$ $r=0$	0.076616	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.10 hasil dari pengujian residual berdistribusi normal pada data transformasi agregat dengan metode intervensi. Menunjukkan semua orde dugaan pada metode intervensi tidak memenuhi asumsi normal. Karena nilai *kolmogrov-smirnov* yang dihasilkan lebih besar dari tabel. Sehingga data transformasi agregat tidak berdistribusi normal. Residual data transformasi agregat yang tidak normal, dapat juga dilihat dengan kurva *skewness* dan *kurtosis* pada residual agregat sebagai berikut.



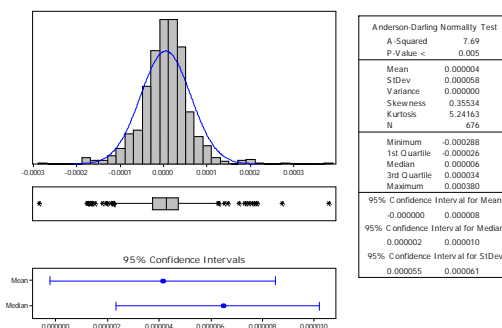
Gambar 4.11 Kurva *Skewness* dan *Kurtosis* pada Data Transformasi Agregat dengan Intervensi pada ARIMA(2,0,[2,6])(0,1,2)⁷ Orde b=5 s=0 r=0

Berdasarkan gambar 4.11 hasil kurva *skewness* dan *kurtosis* yang dihasilkan pada data transformasi agregat ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,2)⁷ Orde b=5 s=0 r=0. Nilai *skewness* yang dihasilkan sebesar 0.22759 lebih besar dari 0 dan bernilai positif. Hal ini berarti data residual bergeser ke arah kanan. Sedangkan nilai *kurtosis* yang dihasilkan bernilai positif sebesar 5.01122, sehingga residual data transformasi agregat memiliki keruncingan leptokurtik. Leptokurtik memiliki puncak yang lebih runcing dibandingkan kurva dari distribusi normal. Nilai dari residual agregat banyak mengumpul dititik nol, sehingga residual yang dihasilkan kecil.



Gambar 4.12 Kurva *Skewness* dan *kurtosis* pada Data Transformasi Agregat dengan Intervensi pada ARIMA(2,0,[2,6])(0,1,1)⁷ Orde b=15 s=1 r=0

Berdasarkan gambar 4.12 hasil dari kurva *skewness* dan *kurtosis* residual data transformasi agregat ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1)⁷ Orde b=15 s=1 r=0, nilai *skewness* yang dihasilkan sebesar 0.35534 dan kurtosis sebesar 5.24163. nilai *skewness* yang dihasilkan melebihi nilai 0 berarti, data residual agregat bergeser ke arah kanan. Pada nilai *kurtosis* menghasilkan nilai positif, sehingga residual data transformasi agregat memiliki keruncingan leptokurtik. Leptokurtik memiliki puncak yang lebih runcing dibandingkan kurva dari distribusi normal. Nilai dari residual agregat banyak mengumpul dititik nol, sehingga residual yang dihasilkan kecil.



Gambar 4.13 Kurva *Skewness* dan *Kurtosis* pada Data Transformasi Agregat dengan Intervensi pada ARIMA(2,0,[2,6])(0,1,1)⁷ Orde b=22 s=1 r=0

Berdasarkan gambar 4.13 kurva *skewness* dan kurtosis pada data transformasi agregat dengan intervensi pada ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1)⁷ Orde b=22 s=1 r=0. Nilai *skewness* yang dihasilkan positif sebesar 0.38644, sehingga data residual bergeser ke arah kanan. Nilai *kurtosis* yang dihasilkan sebesar 5.21980, karena bernilai positif sehingga keruncingan lebih runcing leptokurtik. Leptokurtik memiliki puncak yang lebih runcing dibandingkan kurva dari distribusi normal. Nilai dari residual agregat banyak mengumpul dititik nol, sehingga residual yang dihasilkan kecil. Pada ketiga orde dugaan terdapat indikasi *outlier*, analisis selanjutnya intervensi dengan penambahan *outlier*.

4.4 Peramalan Intervensi Data Transformasi Agregat dengan Penambahan *Outlier*

Pada peramalan penumpang agregat kapal ferry Ujung-Kamal dengan metode intervensi penambahan *outlier*, karena model dari intervensi agregat belum memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Sehingga dilakukan pemodelan intervensi dengan penambahan *outlier* yang menyebabkan data tidak berdistribusi normal. Mendeteksi *outlier* pada model intervensi agregat terdeteksi dua jenis yaitu *additive* dan *level shift*, dapat dilihat pada lampiran K. Selanjutnya dilihat pengujian signifikansi parameter, asumsi residual *white noise* dan distribusi normal pada data transformasi agregat.

4.4.1 Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat dengan Menggunakan Intervensi Penambahan *Outlier*

Setelah mendapatkan model intervensi dari data penumpang agregat, residual pada data agregat yang tidak berdistribusi normal. Dilakukan penambahan *outlier additive* dan *level shift*. Parameter dari model intervensi penambahan *outlier additive* dan *level shift*, dilakukan pengujian signifikansi parameter. Pengujian ini untuk melihat parameter dari model intervensi agregat signifikan atau tidak. Adapun hasil pengujiaanya sebagai berikut.

Tabel 4.11 Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Model	Orde	Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	<i>t-tabel</i>	Kesimpulan
ARIMA (2,0,[2,6](0,1,2) ⁷	b=5 s=0 r=0	μ_2	0.11948	2.03	1.9635	Signifikan
		μ_6	-0.16191	-3.95	1.9635	Signifikan
		Θ_1	0.80467	19.83	1.9635	Signifikan
		Θ_2	0.13186	3.23	1.9635	Signifikan
		w_1	0.54202	13.98	1.9635	Signifikan
		w_2	0.21670	3.98	1.9635	Signifikan
		ξ_0	0.0001889	6.45	1.9635	Signifikan

Tabel 4.11 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Model	Orde	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA (2,0,[2,6](0,1,2) ⁷	b=5 s=0 r=0	$\check{S}_{ao,631}$	-0.0003523	-8.68	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,180}$	0.0002878	7.57	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,71}$	0.0002244	5.88	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,190}$	0.0002068	5.44	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ls,559}$	-0.0002212	-7.03	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ls,278}$	0.0002027	6.42	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,335}$	0.0001834	4.84	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,267}$	0.0001569	4.11	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ls,593}$	0.0001421	4.90	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,366}$	-0.0002519	-5.71	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,694}$	0.0001534	3.93	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,548}$	-0.0001480	-3.88	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,367}$	-0.0001800	-4.36	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,365}$	-0.0001654	-3.99	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,665}$	-0.0001384	-3.62	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ls,273}$	-0.0001338	-4.23	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,630}$	-0.0001467	-3.62	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,544}$	0.0001326	3.48	1.9635	Signifikan
ARIMA (2,0,[2,6](0,1,1) ⁷	b=15 s=1 r=0	μ_2	0.13812	2.53	1.9636	Signifikan
		μ_6	-0.11400	-2.68	1.9636	Signifikan
		Θ_1	0.88864	42.66	1.9636	Signifikan
		w_1	0.62692	15.34	1.9636	Signifikan
		w_2	0.18827	3.74	1.9636	Signifikan
		\check{S}_0	0.0001432	3.78	1.9636	Signifikan
		\check{S}_1	0.0001350	3.60	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,631}$	-0.0003517	-9.88	1.9636	Signifikan

Tabel 4.11 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Model	Orde	Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	<i>t-tabel</i>	Kesimpulan
	b=15 s=1 r=0	$\check{S}_{ao,180}$	0.0002979	9.22	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,71}$	0.0002219	6.83	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,190}$	0.0002164	6.69	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,534}$	0.0002042	5.59	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,559}$	-0.0001804	-5.61	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,267}$	0.0002070	5.82	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,593}$	0.0001777	6.16	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,278}$	0.0001459	4.03	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,335}$	0.0001757	5.45	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,368}$	0.0001491	3.99	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,365}$	-0.0001721	-5.16	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,694}$	0.0001622	4.86	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,548}$	-0.0001616	-4.96	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,665}$	-0.0001494	-4.57	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,280}$	0.0001289	3.99	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,630}$	-0.0001492	-4.20	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,273}$	-0.0001523	-4.70	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,518}$	-0.0001096	-3.40	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,552}$	-0.0001251	-3.79	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,562}$	-0.0001001	-3.08	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,369}$	0.00008770	2.39	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,276}$	-0.0001558	-4.29	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,277}$	-0.0001487	-3.72	1.9636	Signifikan

Tabel 4.11 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Model	Orde	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
b=15 s=1 r=0		$\check{S}_{ao,445}$	-0.0000996	-3.09	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,268}$	0.0001290	3.63	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,262}$	0.0001271	3.91	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,462}$	0.0001126	3.48	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,458}$	-0.0001049	-3.23	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,98}$	-0.0001205	-3.73	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,175}$	-0.0001035	-3.21	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,486}$	-0.0001042	-3.23	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,533}$	-0.0000693	-1.87	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,366}$	-0.0000836	-2.56	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,187}$	0.00009197	2.84	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,359}$	-0.0001142	-3.53	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,40}$	0.0001004	3.07	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,570}$	-0.0000945	-2.93	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,565}$	0.00009871	3.05	1.9636	Signifikan
b=22 s=1 r=0		α_2	0.18540	3.26	1.9636	Signifikan
		α_6	-0.11069	-2.60	1.9636	Signifikan
		Θ_1	0.83640	34.72	1.9636	Signifikan
		w_1	0.57083	14.04	1.9636	Signifikan
		w_2	0.24307	4.61	1.9636	Signifikan
		\check{S}_0	0.00006226	1.60	1.9636	Signifikan
		\check{S}_1	0.0001535	4.00	1.9636	Signifikan

Tabel 4.11 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat
dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Model	Orde	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
b=22 s=1 r=0		$\check{S}_{ao,631}$	-0.0003494	-9.46	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,180}$	0.0002858	8.38	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,71}$	0.0002197	6.42	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,534}$	0.0002288	7.29	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,559}$	-0.0001911	-5.97	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,190}$	0.0002094	6.16	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,593}$	0.0001638	5.49	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,267}$	0.0002109	5.71	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,278}$	0.0001452	3.88	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,335}$	0.0001772	5.22	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,368}$	0.0001865	5.60	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,365}$	-0.0001582	-4.73	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,694}$	0.0001643	4.62	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,548}$	-0.0001621	-4.72	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,665}$	-0.0001555	-4.52	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,544}$	0.0001261	3.70	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,280}$	0.0001260	3.69	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,630}$	-0.0001513	-4.10	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,273}$	-0.0001476	-4.32	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,518}$	-0.0001092	-3.21	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,562}$	-0.0001125	-3.29	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,366}$	-0.0000898	-2.58	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,276}$	-0.0001576	-4.19	1.9636	Signifikan

Tabel 4.11 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Model	Orde	Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	t-tabel	Kesimpulan
	b=22 s=1 r=0	$\check{S}_{ao,277}$	-0.0001528	-3.75	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,301}$	0.00007109	2.43	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,262}$	0.0001288	3.77	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,268}$	0.0001334	3.62	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,445}$	-0.0001037	-3.05	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,462}$	0.0001108	3.25	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,458}$	-0.0001019	-2.99	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,98}$	-0.0001165	-3.43	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ls,205}$	-0.0001049	-3.59	1.9636	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.11 hasil pengujian signifikansi parameter data penumpang agregat dengan metode intervensi penambahan *outlier*. Nilai dari parameter model ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,2)⁷ pada orde b= 5 s=0 r=0, ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,2)⁷ pada orde b=15 s=1 r=0 dan b=22 s=1 r=0. Nilai *t-value* yang dihasilkan dari semua parameter ketiga orde tersebut lebih besar dari t-tabel. Sehingga kesimpulan yang dihasilkan semua parameter dari ketiga orde signifikan.

Setelah semua parameter model ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,2)⁷ pada orde b= 5 s=0 r=0, ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,2)⁷ pada orde b=15 s=1 r=0 dan b=22 s=1 r=0 penambahan intervensi signifikan. Sehingga dapat dikatakan terdapat pengaruh signifikan pada pembebasan tarif tol Suramadu roda dua. Selanjutnya melakukan pengujian asumsi residual *white noise* dan asumsi distribusi normal.

4.4.2 Pengujian Residual Asumsi *White Noise* dan Distribusi Normal pada Intervensi *Outlier* Data Transformasi Agregat

Pengujian asumsi residual *white noise* dan distribusi normal pada data agregat dengan intervensi penambahan *outlier*. Untuk melihat parameter yang terestimasi *white noise* atau tidak. Adapun hasil dari pengujiannya pada ketiga orde intervensi sebagai berikut.

Tabel 4.12 Uji Asumsi Residual *White Noise* Data Transformasi Agregat dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

	Orde	Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
ARIMA (2,0,[2,6](0,1,2) ⁷	b=5 s=0 r=0	12	7.31	6	12.591	<i>White Noise</i>
		18	19.21	12	21.026	<i>White Noise</i>
		24	29.14	18	28.869	<i>Tidak White Noise</i>
		30	37.04	24	36.415	<i>Tidak White Noise</i>
		36	44.20	30	43.773	<i>Tidak White Noise</i>
		42	45.44	36	50.998	<i>White Noise</i>
		48	54.14	42	58.124	<i>White Noise</i>
		6	0.28	1	3.8414	<i>White Noise</i>
		12	14.03	7	14.067	<i>White Noise</i>
		18	22.09	13	22.362	<i>White Noise</i>
ARIMA (2,0,[2,6](0,1,1) ⁷	b=15 s=1 r=0	24	27.97	19	30.143	<i>White Noise</i>
		30	32.06	25	37.652	<i>White Noise</i>
		36	38.99	31	44.985	<i>White Noise</i>
		42	41.05	37	55.192	<i>White Noise</i>
		48	47.47	43	59.303	<i>White Noise</i>
		6	0.53	1	3.8414	<i>White Noise</i>
		12	9.09	7	14.067	<i>White Noise</i>
		18	21.23	13	22.362	<i>White Noise</i>
	b=22 s=1 r=0	24	27.70	19	30.143	<i>White Noise</i>
		30	30.73	25	37.652	<i>White Noise</i>
		36	40.48	31	44.985	<i>White Noise</i>
		42	42.85	37	55.192	<i>White Noise</i>
		48	54.37	43	59.303	<i>White Noise</i>

Berdasarkan tabel 4.12 uji asumsi residual *white noise* data transformasi agregat dengan intervensi penambahan *outlier additive* dan *level shift* pada ketiga orde intervensi. Menunjukkan nilai *chi-square* hitung yang kurang dari *chi-square* tabel pada

ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1) pada orde $b=15$ $s=1$ $r=0$ dan $b=22$ $s=1$ $r=0$ memenuhi asumsi *white noise*. Sedangkan pada orde $b=5$ $s=0$ $r=0$ tidak memenuhi asumsi *white noise*.

Selanjutnya pada orde intervensi yang memenuhi asumsi *white noise* dan parameter signifikan. Dilakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal. Adapun hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal sebagai berikut.

Tabel 4.13 Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal Pada Data Transformasi Agregat dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Orde	D	$D_{(1.0.0\%:4.0)}$	Kesimpulan
$b=15$ $s=1$ $r=0$	0.044663	0.05144	Residual Berdistribusi Normal
$b=22$ $s=1$ $r=0$	0.037169	0.05144	Residual Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.13 hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal pada data transformasi agregat dengan intervensi penambahan *outlier*. Nilai *kolmogrov smirnov* yang dihasilkan kurang dari tabel. Kesimpulan yang dihasilkan residual pada data agregat dengan intervensi penambahan *outlier additive* dan *level shift* memenuhi asumsi distribusi normal.

4.4.3 Kriteria Keباikan Model Pada Data Transformasi Agregat dengan Penambahan *Outlier*

Berdasarkan hasil dari analisis intervensi dengan penambahan *outlier* pada data transformasi. Dihasilkan kriteria kebaikan model pada data *out sample* sebagai berikut.

Tabel 4.14 Pemilihan Model Terbaik Data Transformasi Agregat dengan Penambahan *Outlier*

Orde	RMSE	MAPE
$b=15$ $s=1$ $r=0$	407.276	13.25%
$b=22$ $s=1$ $r=0$	415.563	13.35%

Pada tabel 4.14 merupakan hasil dari kriteria kebaikan model dari data transformasi agregat dengan penambahan *outlier*.

Nilai RMSE dan MAPE terkecil terdapat pada orde $b=15$ $s=1$ $r=0$, dengan RMSE sebesar 407.276 dan MAPE sebesar 13.25%.

4.4.4 Model Intervensi dengan Penambahan *Outlier* pada Data Transformasi Agregat Kapal Ferry Ujung-Kamal

Berdasarkan pengujian signifikansi parameter, asumsi residual *white noise* pada data transformasi penumpang agregat. Model intervensi dengan penambahan *outlier additive* dan *level shift* pada penumpang agregat ARIMA (2,0,[2,6])(0,1,1)⁷ dengan $b=15$ $s=1$ $r=0$, memenuhi semua asumsi memiliki persamaan model sebagai berikut.

$$Z_{1,t}^{\lambda} = [(\hat{S}_0 - \hat{S}_1 B) B^{15}] S_t^{(529)} + \frac{(1 - w_1 B^2 - w_2 B^6)(1 - \Theta_1 B^7)}{(1 - w_1 B - w_2 B^2)(1 - B^7)^1} a_t + \hat{S}_t^{(T)} + \frac{1}{(1 - B)} \hat{S}_t I_t^{(T)}$$

$$Z_{1,t}^{\lambda} = [(0.0001432 - 0.0001350 B) B^{15}] S_t^{(529)} + \frac{(1 - 0.13812 B^2 + 0.11400 B^6)(1 - 0.88864 B^7)}{(1 - 0.62692 B - 0.18827 B^2)(1 - B^7)^1} a_t$$

$$- 0.0003517 I_{a,t}^{(631)} + \dots + \frac{1}{1 - B} 0.0002042 I_{l,t}^{(534)} + \dots + 0.00009871 I_{a,t}^{(565)}$$

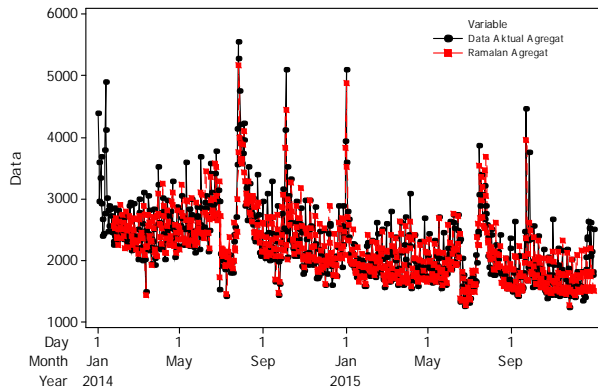
Dengan,

$$I_{a,t}^{(T)} = \begin{cases} 0, & t \neq T \\ 1, & t = T \end{cases}, \quad S_t^{(529)} = \begin{cases} 0, & t < 529 \\ 1, & t \geq 529 \end{cases}, \quad I_{l,t}^{(T)} = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases}$$

Jika dilihat persamaan pada model intervensi dengan penambahan *outlier additive* dan *level shift*, pada tanggal 13 juni 2015 kebijakan pemerintah membebaskan tarif jembatan tol suramadu roda dua pengaruhnya belum ada. Pada hari ke-15 setelah kejadian intervensi yaitu tanggal 28 juni 2015, memberikan dampak penurunan penumpang agregat atas kebijakan pemerintah membebaskan tarif jembatan tol. Namun pada tanggal 29 juni 2015 dan seterusnya, pengaruhnya mulai konstan.

4.4.5 Peramalan Penumpang Agregat Kapal Ferry Ujung-Kamal

Peramalan pada penumpang agregat kapal ferry Ujung-Kamal dalam 1 periode kedepan diperoleh sebagai berikut.



Gambar 4.14 Time Series Plot Data Aktual Agregat dengan Data Ramalan

Berdasarkan gambar 4.14 hasil dari *time series* plot data aktual agregat dengan data ramalan. Plot pada data merapat mendekati plot pada data aktual. Sehingga dapat dikatakan model intervensi tersebut sesuai untuk meramalkan 1 periode kedepan pada data penumpang agregat.

Tabel 4.15 Hasil *Forecast* Pada Data Transformasi Agregat

Tanggal	Jumlah Penumpang Agregat (dalam $1/Z_t$)	Jumlah Penumpang Agregat
1 Januari 2016	0.000481	2081
2 Januari 2016	0.000439	2276
3 Januari 2016	0.000354	2826
4 Januari 2016	0.000449	2225
5 Januari 2016	0.000538	1860
6 Januari 2016	0.000528	1895
7 Januari 2016	0.000549	1821
8 Januari 2016	0.000575	1739
9 Januari 2016	0.000505	1980
10 Januari 2016	0.000412	2425
11 Januari 2016	0.000497	2010
12 Januari 2016	0.00058	1725

Tabel 4.15 Lanjutan Hasil Forecast Pada Data Transformasi Agregat

Tanggal	Jumlah Penumpang Agregat (dalam $1/Z_t$)	Jumlah Penumpang Agregat
13 Januari 2016	0.000576	1736
14 Januari 2016	0.000588	1701
15 Januari 2016	0.000608	1644
16 Januari 2016	0.000533	1875
17 Januari 2016	0.000437	2290
18 Januari 2016	0.000518	1930
19 Januari 2016	0.000597	1674
20 Januari 2016	0.000591	1692
21 Januari 2016	0.000601	1665
22 Januari 2016	0.000619	1614
23 Januari 2016	0.000543	1843
24 Januari 2016	0.000445	2250
25 Januari 2016	0.000525	1906
26 Januari 2016	0.000603	1658
27 Januari 2016	0.000596	1678
28 Januari 2016	0.000605	1653
29 Januari 2016	0.000623	1606
30 Januari 2016	0.000546	1833
31 Januari 2016	0.000447	2237

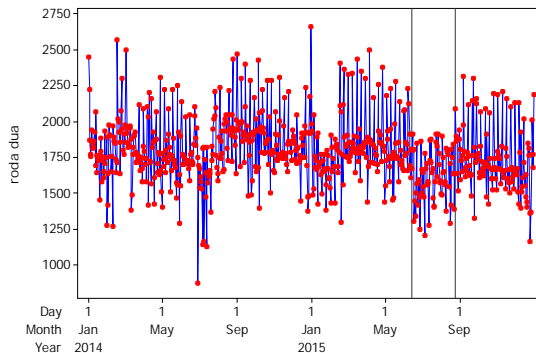
Berdasarkan tabel 4.15 hasil *forecasting* pada data agregat dengan metode intervensi. Peramalan penumpang agregat kapal ferry Ujung-Kamal dalam 1 periode kedepan, mulai tanggal 1 Januari sampai dengan 31 januari 2016.

4.5 Analisis Penumpang Roda Dua Ujung-Kamal Sebelum Intervensi Menggunakan ARIMA

Analisis penumpang roda dua kapal ferry Ujung-Kamal untuk melihat pengaruh dari kebijakan presiden membebaskan tarif tol Suramadu roda dua pada tanggal 13 juni 2015. Sebelumnya melakukan analisis ARIMA sebelum intervensi untuk mendapatkan model ARIMA yang digunakan sebagai noise model dalam menduga orde b, r dan s. Orde tersebut digunakan untuk memodelkan analisis intervensi. Dimana kebijakan dari presiden membebaskan tarif tol Suramadu roda dua terjadi pada saat ($t = 529$).

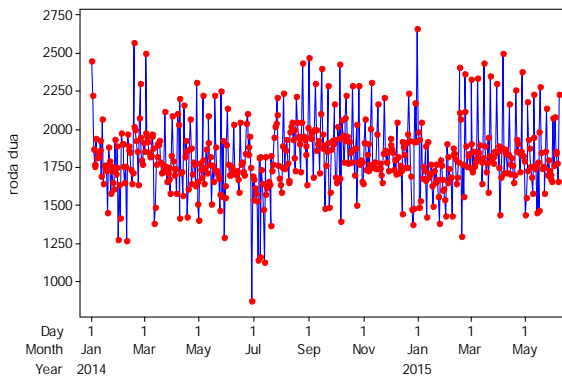
4.5.1 Identifikasi Data Penumpang Roda Dua Model ARIMA

Melakukan identifikasi data penumpang roda dua kapal ferry Ujung-Kamal, dengan menggunakan *time series* plot. Untuk mengetahui pola yang ada pada data roda dua apakah mengikuti pola stasioner. Stasioner dalam *varians* menggunakan *box-cox*, stasioner dalam *mean* selain dari *time series* plot secara visual dengan melihat plot ACF dan PACF pada data roda dua. adapun hasil dari plotnya sebagai berikut.



Gambar 4.15 *Time Series* Plot Data Roda Dua 1 Januari 2014-1 Januari 2016

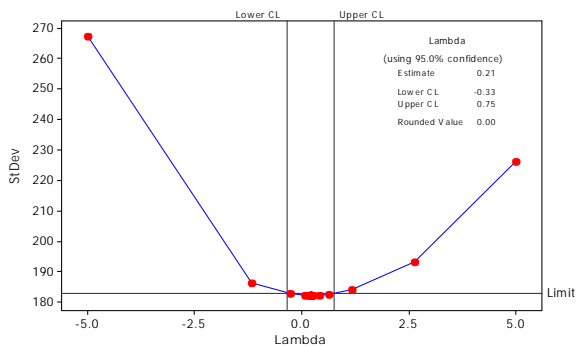
Berdasarkan gambar 4.15 hasil dari *time series* plot data roda dua pada tanggal 1 Januari 2014 sampai dengan 1 Januari 2016. Terdapat 1 kejadian intervensi yaitu kebijakan pemerintah membebaskan tarif jalan tol suramadu roda dua pada tanggal 13 Juni 2015 sampai dengan sekarang, (S_t^T) sejak $T=529$. *Time series* plot sebelum intervensi data roda dua pada tanggal 1 Januari 2014 sampai dengan 8 Juni 2014, sebagai berikut.



Gambar 4.16 Time Series Plot Data Roda Dua Sebelum Intervensi

Berdasarkan gambar 4.16 hasil dari *time series* plot data roda dua sebelum intervensi. Pola yang ada pada plot *time series* tidak stasioner. Karena data roda dua berfluktuatif, adanya peningkatan dan penurunan penumpang roda dua di hari yang berbeda. Untuk melihat stasioner dalam *varians* dengan memplotkan *box-cox*, stasioner dalam *mean* selain dengan melihat *time series* plot juga melihat plot dari ACF dan PACF

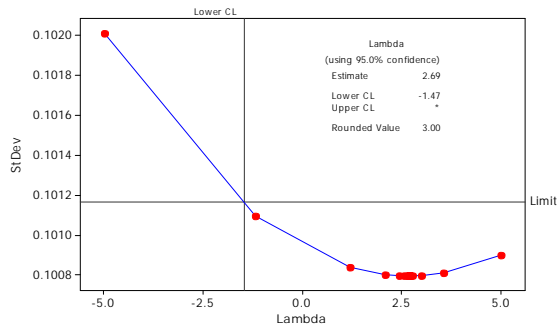
Selanjutnya melakukan plot *box-cox* terlebih dahulu untuk melihat apakah data penumpang roda dua sudah stasioner dalam *varians*, berikut hasil dari plot *box-cox*.



Gambar 4.17 Box-Cox Data Penumpang Roda Dua

Berdasarkan gambar 4.17 *box-cox* pada data penumpang roda dua kapal ferry Ujung-Kamal. Menunjukkan nilai *rounded value* sebesar 0.00 dengan batas atas 0.75 dan batas bawah -0.33. Karena nilai dari *rounded value* yang dihasilkan pada data roda dua, kurang dari 1. Sehingga perlu dilakukan transformasi pada data, dengan transformasi $\ln Z_t$. Dari hasil transformasi tersebut kemudian dicek kembali dengan *box-cox*.

Hasil dari transformasi $\ln Z_t$ pada data roda dua, dilakukan plot *box-cox*. Kemudian di lihat apakah *rounded value* yang dihasilkan pada data transformasi sudah stasioner dalam *varians*, berikut hasil plot *box-cox*.



Gambar 4.18 Hasil Transformasi *Box-Cox* pada Data Roda Dua

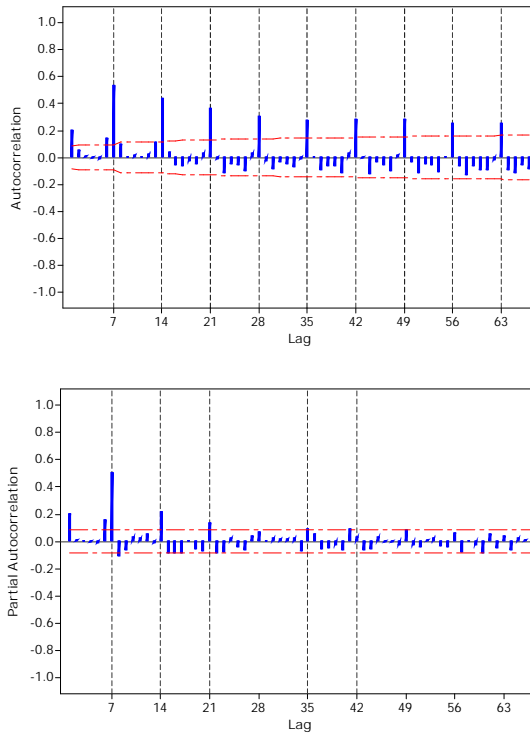
Berdasarkan gambar 4.18 hasil transformasi *box-cox* pada data penumpang roda dua kapal ferry Ujung-Kamal. Nilai dari *rounded value* yang dihasilkan dari *box-cox* transformasi sebesar 3.00. Karena nilai dari *rounded value* yang dihasilkan sudah melebihi nilai 1. Sehingga data dari penumpang roda dua dikatakan sudah stasioner dalam *varians*.

Setelah melihat kestasioneran dalam *varians*, selanjutnya melihat stasioner dalam *mean* secara inferensia dengan pengujian *Dicky Fuller*. Adapun hasil pengujiaanya sebagai berikut.

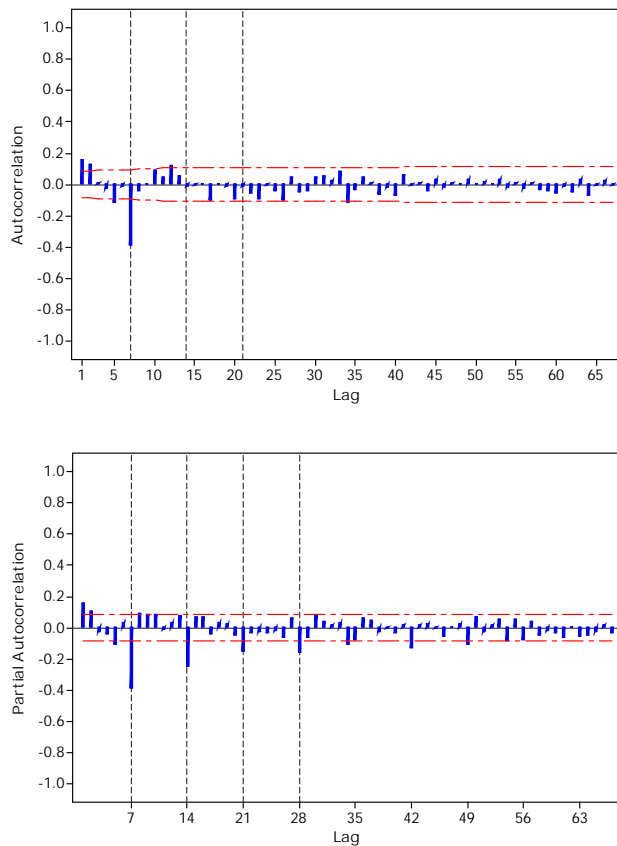
Tabel 4.16 Uji *Dicky Fuller* Data Transformasi Roda Dua

Parameter	\ddagger_{hitung}	\ddagger_{tabel}
u	-14.3521	1.95

Berdasarkan tabel 4.16 hasil pengujian *Dicky Fuller* pada data transformasi roda dua. Menunjukkan nilai \ddagger_{hitung} lebih besar dari \ddagger_{tabel} . Sehingga data transformasi roda dua belum stasioner dalam *mean*. Selain secara inferensia melihat stasioneritas dalam *mean*, dapat menggunakan plot ACF dan plot PACF sebagai berikut.

**Gambar 4.19** Plot ACF dan PACF Data Transformasi Roda Dua

Berdasarkan gambar 4.19 plot ACF dan PACF pada data transformasi roda dua. Plot dari ACF menunjukkan pola yang turun lambat pada lag 1,7,14,21,28,35,42,49,56,63 dan seterusnya. Sedangkan plot pada PACF *cut off* pada lag 1,6,7,8,14,15,21 dan 35. Karena plot ACF yang dihasilkan turun lambat pada kelipatan 7. Sehingga adanya musiman 7, perlu dilakukan *differencing* musiman 7 untuk menghasilkan data roda dua yang stasioner pada roda dua berikut hasil plotnya



Gambar 4.20 Plot ACF dan PACF Hasil *Differencing* Data Transformasi Roda Dua

Berdasarkan gambar 4.20 plot ACF dan PACF hasil *differencing* data transformasi roda dua. Plot ACF dari hasil *differencing* menunjukkan *cut off* pada lag ke 1,2,5,7,10 dan 12, sedangkan plot PACF *cut off* pada lag ke 1, 2, 5, 7, 8, 14, 21, 28, 42, 49. Karena terdapat *differencing* musiman 7. Sehingga berdasarkan pada lag yang keluar, model ARIMA dugaannya yaitu ARIMA $([1,2],0,[2,6])(0,1,1)^7$, ARIMA $([1,2,6],0,0)(0,1,1)^7$, ARIMA $([1,2,6],0,0)(0,1,2)^7$, ARIMA $([2,6],0,1)(0,1,2)^7$, ARIMA $([1,6],0,1)(3,1,2)^7$, ARIMA $([1,5],0[2,5])(1,1,1)^7$, ARIMA $([1,5],0[1,5])(1,1,1)^7$. Setelah mendapatkan model ARIMA dugaan, selanjutnya melakukan pengujian pada signifikansi parameter, pengujian asumsi residual *white noise* dan residual berdistribusi normal.

4.5.2 Estimasi dan Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua pada Model ARIMA Sebelum Intervensi

Setelah mendapatkan model dugaan ARIMA sebelum intervensi pada data transformasi roda dua. selanjutnya melakukan pengujian signifikansi parameter pada model ARIMA. Untuk melihat parameter dari model dugaan ARIMA, apakah parameternya signifikan atau tidak. Adapun hasil dari pengujian signifikansi parameter sebagai berikut.

Tabel 4.17 Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi

Model	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA $([1,2],0,[2,6])(0,1,1)^7$	" 2	0.66301	8.77	1.96455	Signifikan
	" 6	-0.07767	-2.03	1.96455	Signifikan
	Θ_1	0.95601	46.55	1.96455	Signifikan
	w_1	0.16042	4.42	1.96455	Signifikan
	w_2	0.71487	10.10	1.96455	Signifikan
ARIMA $([1,2,6],0,0)(0,1,1)^7$	Θ_1	0.94598	48.00	1.96454	Signifikan
	w_1	0.26139	6.21	1.96454	Signifikan
	w_2	0.12670	2.98	1.96454	Signifikan

Tabel 4.17 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua
Sebelum Intervensi

Model	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,2) ⁷	W_6	0.19448	4.79	1.96454	Signifikan
	Θ_1	0.79540	17.37	1.96455	Signifikan
	Θ_2	0.16698	3.67	1.96455	Signifikan
	W_1	0.24274	5.71	1.96455	Signifikan
	W_2	0.12977	3.03	1.96455	Signifikan
	W_6	0.15220	3.62	1.96455	Signifikan
ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2) ⁷	μ_1	-0.24048	-5.59	1.96455	Signifikan
	Θ_1	0.75826	17.01	1.96455	Signifikan
	Θ_2	0.20193	4.56	1.96455	Signifikan
	W_2	0.18753	4.32	1.96455	Signifikan
	W_6	0.14196	3.34	1.96455	Signifikan
	μ_1	0.38333	3.23	1.96457	Signifikan
ARIMA ([1,6],0,1)(3,1,2) ⁷	Θ_1	0.10902	0.46	1.96457	Tidak Signifikan
	Θ_1	0.87506	3.91	1.96457	Signifikan
	W_1	0.61317	6.11	1.96457	Signifikan
	W_6	0.13372	3.14	1.96457	Signifikan
	Φ_1	-0.73205	-3.23	1.96457	Signifikan
	Φ_2	0.21456	2.90	1.96457	Signifikan
	Φ_3	0.09936	2.12	1.96457	Signifikan
	μ_2	-0.10033	-2.35	1.96455	Signifikan
	μ_5	0.44590	4.04	1.96455	Signifikan
ARIMA ([1,5],0[2,5])(1,1,1) ⁷	Θ_1	0.97717	35.16	1.96455	Signifikan
	W_1	0.24341	5.82	1.96455	Signifikan
	W_5	0.45495	4.31	1.96455	Signifikan
	Φ_1	0.17292	3.37	1.96455	Signifikan

Tabel 4.17 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi

ARIMA ([1,5],0[1,5])(1,1,1) ⁷	μ_1	0.32304	2.94	1.96455	Signifikan
	μ_5	0.32296	3.07	1.96455	Signifikan
	Θ_1	0.97943	32.82	1.96455	Signifikan
	W_1	0.56914	5.90	1.96455	Signifikan
	W_5	0.31475	3.30	1.96455	Signifikan
	Φ_1	0.17411	3.60	1.96455	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.17 hasil dari pengujian signifikansi parameter dari model dugaan ARIMA sebelum intervensi. Parameter dari model dugaan yang nilai *t-value* kurang dari *t*-tabel, sehingga diperoleh parameternya tidak signifikan yaitu ARIMA ([1,6],0,1)(3,1,2)⁷. Parameter yang nilai *t-value* lebih besar dari *t*-tabel, sehingga menghasilkan parameter yang signifikan yaitu ARIMA ([1,2],0,[2,6])(0,1,1)⁷, ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,1)⁷, ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,2)⁷, ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2)⁷, ARIMA ([1,5],0[2,5])(1,1,1)⁷ dan ARIMA ([1,5],0[1,5])(1,1,1)⁷. Model dugaan ARIMA yang parameternya signifikan, dilanjutkan pada pengujian residual asumsi *white noise* dan residual berdistribusi normal.

4.5.3 Pengujian Asumsi Residual *White Noise* dan Berdistribusi Normal Pada Data Transformasi Roda Dua

Model dugaan ARIMA pada data transformasi roda dua yang parameternya signifikan. Dilanjutkan pada pengujian asumsi residual *white noise* dan pengujian residual berdistribusi normal. Pengujian pada asumsi residual *white noise* yang terestimasi merupakan proses untuk mengetahui residual *white noise* atau tidak. Adapun hasil dari pengujian asumsi residual *white noise* sebagai berikut.

Tabel 4.18 Uji Asumsi Residual *White Noise* Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi

Model	Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
ARIMA ([1,2],0,[2,6])(0,1,1) ⁷	6	17.14	1	3.8414	Tidak <i>White Noise</i>
	12	33.69	7	14.067	Tidak <i>White Noise</i>
	18	44.51	13	22.362	Tidak <i>White Noise</i>
	24	47.63	19	30.143	Tidak <i>White Noise</i>
	30	51.70	25	37.652	Tidak <i>White Noise</i>
	36	59.24	31	44.985	Tidak <i>White Noise</i>
	42	66.25	37	55.192	Tidak <i>White Noise</i>
	48	76.37	43	59.303	Tidak <i>White Noise</i>
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,1) ⁷	6	3.48	2	5.9914	<i>White Noise</i>
	12	22.35	8	15.507	Tidak <i>White Noise</i>
	18	29.60	14	23.684	Tidak <i>White Noise</i>
	24	32.17	20	31.410	Tidak <i>White Noise</i>
	30	35.67	26	38.885	<i>White Noise</i>
	36	45.98	32	46.194	<i>White Noise</i>
	42	56.85	38	53.383	Tidak <i>White Noise</i>
	48	70.12	44	60.480	Tidak <i>White Noise</i>
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,2) ⁷	6	1.00	1	3.8414	<i>White Noise</i>
	12	6.14	7	14.067	<i>White Noise</i>
	18	16.77	13	22.362	<i>White Noise</i>
	24	20.36	19	30.143	<i>White Noise</i>
	30	25.22	25	37.652	<i>White Noise</i>
	36	34.74	31	44.985	<i>White Noise</i>
	42	43.06	37	55.192	<i>White Noise</i>
	48	50.81	43	59.303	<i>White Noise</i>
ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2) ⁷	6	0.81	1	3.8414	<i>White Noise</i>
	12	7.15	7	14.067	<i>White Noise</i>
	18	19.31	13	22.362	<i>White Noise</i>
	24	23.32	19	30.143	<i>White Noise</i>
	30	28.75	25	37.652	<i>White Noise</i>
	36	38.24	31	44.985	<i>White Noise</i>
	42	46.22	37	55.192	<i>White Noise</i>
	48	53.62	43	59.303	<i>White Noise</i>
ARIMA ([1,5],0[2,5])(1,1,1) ⁷	12	7.08	6	12.591	<i>White Noise</i>
	18	17.23	12	21.026	<i>White Noise</i>
	24	21.20	18	28.869	<i>White Noise</i>
	30	27.55	24	36.415	<i>White Noise</i>
	36	36.64	30	43.773	<i>White Noise</i>
	42	43.75	36	50.998	<i>White Noise</i>
	48	50.87	42	58.124	<i>White Noise</i>

Tabel 4.18 Lanjutan Uji Asumsi Residual *White Noise* Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi

Model	Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
ARIMA	12	6.65	6	12.591	<i>White Noise</i>
([1,5],0[1,5])(1,1,1) ⁷	18	13.60	12	21.026	<i>White Noise</i>
	24	18.74	18	28.869	<i>White Noise</i>
	30	24.95	24	36.415	<i>White Noise</i>
	36	34.04	30	43.773	<i>White Noise</i>
	42	41.59	36	50.998	<i>White Noise</i>
	48	48.95	42	58.124	<i>White Noise</i>

Berdasarkan tabel 4.18 hasil dari pengujian asumsi residual *white noise* pada data transformasi roda dua. Model dugaan ARIMA yang terestimasi proses *white noise* pada semua lag, karena nilai *chi-square* hitung yang dihasilkan kurang dari *chi-square* tabel. Sehingga kesimpulan yang diperoleh model dugaan ARIMA memenuhi asumsi residual *white noise* yaitu ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,2)⁷, ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2)⁷, ARIMA ([1,5],0[2,5])(1,1,1)⁷ dan ARIMA ([1,5],0[1,5])(1,1,1)⁷

Karena ke empat model penduga ARIMA sebelum intervensi memenuhi parameter signifikan dan asumsi residual *white noise*, selanjutnya melakukan pengujian distribusi normal pada ke empat ARIMA model dugaan.

Pengujian asumsi distribusi normal untuk mengetahui residual dari data transformasi roda dua sebelum intervensi apakah memenuhi asumsi normal pada ke empat model ARIMA sebagai berikut.

Tabel 4.19 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal Transformasi Roda Dua

Model	D	D _(1-0.05;n>40)	Kesimpulan
ARIMA	0.090975	0.059412	Residual Tidak
([1,2,6],0,0)(0,1,2) ⁷			Berdistribusi Normal
ARIMA	0.092119	0.059412	Residual Tidak
([2,6],0,1)(0,1,2) ⁷			Berdistribusi Normal
ARIMA	0.09696	0.059412	Residual Tidak
([1,5],0[2,5])(1,1,1) ⁷			Berdistribusi Normal
ARIMA	0.101956	0.059412	Residual Tidak
([1,5],0[1,5])(1,1,1) ⁷			Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.19 pengujian asumsi residual berdistribusi normal pada model dugaan ARIMA sebelum intervensi. Ke empat model ARIMA penduga nilai *kolmogrov-smirnov* yang dihasilkan lebih besar dari tabel. Sehingga ke empatnya tidak memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Untuk melihat data yang tidak normal dapat menggunakan kurva distribusi normal, dilihat dari nilai *skewness* dan *kurtosis*. Sebelum melihat kurva *skewness* dan *kurtosis*, selanjutnya melakukan pemilihan model terbaik dengan melihat RMSE dan MAPE terkecil.

4.5.4 Pemilihan Model Terbaik dari Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi

Dari ke empat model yang data roda dua tidak berdistribusi normal, selanjutnya melakukan pemilihan model terbaik dengan melihat nilai RMSE dan MAPE terkecil. Adapun hasil perhitungan nilai *error* terkecil dari RMSE dan MAPE sebagai berikut.

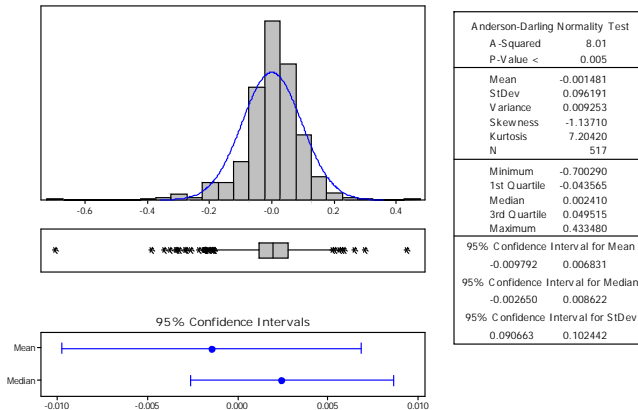
Tabel 4.20 Pemilihan Model Terbaik Pada Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi

Model ARIMA	RMSE	MAPE
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,2) ⁷	0.162709	1.84%
ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2)⁷	0.162132	1.83%
ARIMA ([1,5],0[2,5])(1,1,1) ⁷	0.163007	1.86%
ARIMA ([1,5],0[1,5])(1,1,1) ⁷	0.165476	1.89%

Berdasarkan tabel 4.20 hasil perhitungan pemilihan model ARIMA terbaik dengan melihat nilai *error* terkecil dari RMSE dan MAPE. Jika dilihat nilai *error* terkecil pada ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2)⁷ dengan nilai RMSE sebesar 0.162132 dan MAPE sebesar 1.83%. maka dapat disimpulkan model ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2)⁷ yang dapat dilanjutkan ke analisis intervensi.

Setelah mendapatkan model ARIMA terbaik yaitu ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2)⁷ dilihat. Data residual transformasi roda dua yang tidak normal, dapat dilihat dengan kurva *skewness* dan

kurtosis yang dihasilkan. Adapun hasil dari kurva *skewness* dan *kurtosis* sebagai berikut.



Gambar 4.21 Kurva *Skewness* dan *kurtosis* pada Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi

Berdasarkan gambar 4.21 kurva *skewness* dan *kurtosis* pada data residual transformasi roda dua sebelum intervensi pada model ARIMA $([2,6],0,1)(0,1,2)^7$. Nilai *skewness* yang dihasilkan pada data roda dua sebesar -1.13710 dan nilai *kurtosis* yang dihasilkan sebesar 7.20420. nilai *skewness* yang dihasilkan negatif -1.13710, sehingga data residual transformasi roda dua bergeser ke arah kiri. Sedangkan nilai dari *kurtosis* yang dihasilkan Sedangkan nilai *kurtosis* yang dihasilkan bernilai positif 7.20420, sehingga keruncing yang dihasilkan lebih runcing yang disebut dengan kurva leptokurtik.

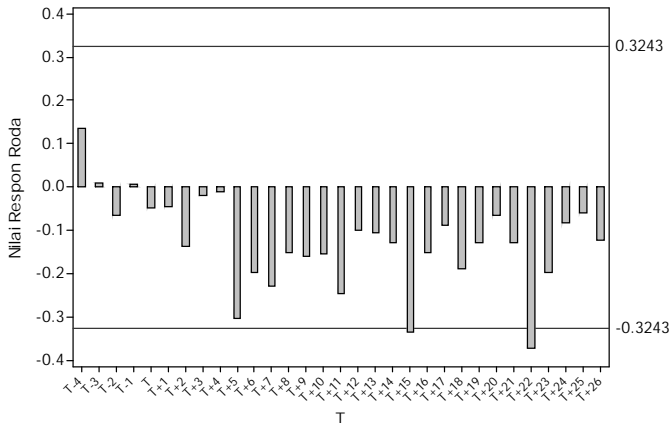
4.6 Peramalan Intervensi pada Data Transformasi Roda Dua

Analisis intervensi pada data roda dua, untuk melihat apakah pembebasan tarif tol jembatan Suramadu berdampak pada penurunan pengguna roda dua kapal ferry Ujung-Kamal. Dimana kebijakan pembebasan tarif tersebut terjadi mulai tanggal 13 Juni

2015. Sehingga perlu dilakukan analisis intervensi ini, setelah dampak dari beroperasinya jembatan Suramadu.

4.6.1 Menduga Orde b , r dan s pada Data Transformasi Roda Dua

Setelah melakukan analisis data penumpang roda dua sebelum intervensi dengan model ARIMA. Model terbaik dari ARIMA yaitu ARIMA $([2,6],0,1)(0,1,2)^7$, untuk menduga orde b , r dan s . Memplotkan nilai respon dengan waktu, untuk melihat apakah penurunan penumpang roda dua, dipengaruhi dampak dari pembebasan tol Suramadu. Adapun hasil plotnya diperoleh sebagai berikut.



Gambar 4.22 Bar Chart Residual Data Roda Dua

Berdasarkan gambar 4.22 hasil dari *bar chart* nilai respon roda dua dengan waktu. Jika dilihat *bar chart*, terdapat lag yang keluar dari batas $\pm 2\sigma$ yaitu pada lag $T+15$ hari minggu, $T+22$ hari minggu dan mendekati batas $T+5$ hari kamis. Sehingga kemungkinan ordenya yaitu $b=5$ $s=0$ $r=0$, $b=5$ $s=1$ $r=0$, $b=15$ $s=1$ $r=0$, dan $b=22$ $s=1$ $r=0$. Dapat disimpulkan pembebasan tarif tol Suramadu Roda Dua berpengaruh pada penurunan penumpang

roda dua. Analisis selanjutnya menguji signifikansi parameter, asumsi residual *white noise* dan normal dengan metode intervensi.

4.6.2 Pengujian Signifikansi Parameter pada Data Transformasi Roda Dua dengan Metode Intervensi

Setelah mendapatkan orde dugaan b, s dan r berdasarkan lag yang keluar pada plot nilai respon. Selanjutnya melakukan pengujian signifikansi parameter dengan model ARIMA yang terpilih sebelum intervensi dan orde dugaan yang dihasilkan pada plot nilai respon. Pengujian ini untuk melihat apakah parameter yang dihasilkan dari metode intervensi signifikan. Pengujiannya dapat dilihat di tabel berikut ini.

Tabel 4.21 Uji Signifikansi Parameter Metode Intervensi Pada Data Transformasi Roda Dua

Model	Orde	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2) ⁷	b= 5 s=0 r=0	μ_1	-0.22966	-6.12	1.9634	Signifikan
		Θ_1	0.77070	15.49	1.9634	Signifikan
		Θ_2	0.22043	5.55	1.9634	Signifikan
		W_2	0.16911	4.49	1.9634	Signifikan
		W_6	0.13580	3.69	1.9634	Signifikan
		\tilde{S}_0	-0.07294	-4.25	1.9634	Signifikan
	b= 5 s=1 r=0	μ_1	-0.22999	-6.13	1.9634	Signifikan
		Θ_1	0.77704	0.00	1.9634	Tidak Signifikan
		Θ_2	0.22295	0.00	1.9634	Tidak Signifikan
		W_2	0.16633	4.42	1.9634	Signifikan
		W_6	0.13464	3.66	1.9634	Signifikan
		\tilde{S}_0	-0.24328	-2.86	1.9634	Signifikan
		\tilde{S}_1	-0.17422	-2.04	1.9634	Signifikan

Tabel 4.21 Lanjutan Uji Signifikansi Prameter Metode Intervensi Pada Data Transformasi Roda Dua

Model	Orde	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA ([2,6],0,[1,6])(0,1,2) ⁷	b= 15 s=1 r=0	μ_1	-0.23732	-6.29	1.9634	Signifikan
		Θ_1	0.77521	6.95	1.9634	Signifikan
		Θ_2	0.22193	4.59	1.9634	Signifikan
		W_2	0.17905	4.73	1.9634	Signifikan
		W_6	0.13863	3.75	1.9634	Signifikan
		\check{S}_0	-0.20296	-2.36	1.9634	Signifikan
		\check{S}_1	-0.15058	-1.75	1.9634	Tidak Signifikan
	b=22 s=1 r=0	μ_1	-0.23829	-6.29	1.9634	Signifikan
		Θ_1	0.78106	0.06	1.9634	Tidak Signifikan
		Θ_2	0.21890	0.08	1.9634	Signifikan
		W_2	0.18593	4.92	1.9634	Signifikan
		W_6	0.14648	3.97	1.9634	Signifikan
		\check{S}_0	-0.20560	-2.38	1.9634	Signifikan
		\check{S}_1	-0.15572	-1.80	1.9634	Tidak Signifikan
	b= 5 s=0 r=0	μ_1	-0.22839	-6.36	1.9634	Signifikan
		μ_6	0.53160	6.07	1.9634	Signifikan
		Θ_1	0.87637	6.63	1.9634	Signifikan
		Θ_2	0.12092	2.44	1.9634	Signifikan
		W_2	0.15016	4.75	1.9634	Signifikan
		W_6	0.63797	7.83	1.9634	Signifikan
		\check{S}_0	-0.09238	-3.63	1.9634	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.21 hasil dari pengujian signifikansi parameter dengan metode intervensi pada data transformasi roda dua. Menunjukkan model ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2)⁷ dengan orde b=5 s=1 r=0 dan b=15 s=1 r=0, ARIMA ([2,6],0,[1,6])(0,1,2)⁷ dengan orde b=5 s=1 r=0, parameter dari model tersebut signifikan. Dapat dikatakan terdapat pengaruh yang signifikan

pada pembebasan tarif tol Suramadu roda dua. Sehingga dapat melanjutkan ke pengujian asumsi residual *white noise* dan distribusi normal pada data transformasi roda dua.

4.6.3 Uji Asumsi Residual *White Noise* dan Distribusi Normal dengan Metode Intervensi pada Data Transformasi Roda Dua

Langkah selanjutnya melakukan pengujian asumsi residual *white noise* pada data roda dua dari model ARIMA $([2,6],0,1)(0,1,2)^7$ dengan orde $b=15$ $s=1$ $r=0$. Untuk melihat apakah model dengan orde tersebut, parameter yang terestimasi *white noise* atau tidak *white noise*. adapun hasil pengujian asumsi residual *white noise* sebagai berikut.

Tabel 4.22 Uji Asumsi *White Noise* Pada Data Transformasi Roda Dua

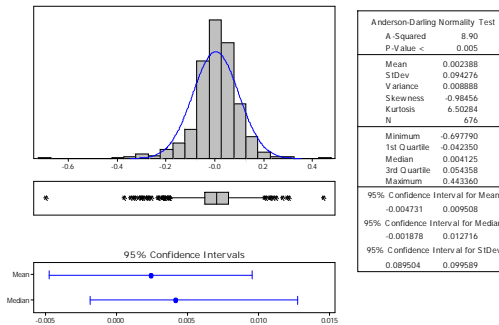
Model	Orde	Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2) ⁷	b=5 s=0 r=0	6	0.67	1	3.8414	<i>White Noise</i>
		12	7.08	7	14.067	<i>White Noise</i>
		18	21.92	13	22.362	<i>White Noise</i>
		24	26.82	19	30.143	<i>White Noise</i>
		30	36.29	25	37.652	<i>White Noise</i>
		36	45.49	31	44.985	Tidak <i>White Noise</i>
		42	50.29	37	55.192	<i>White Noise</i>
		48	56.63	43	59.303	<i>White Noise</i>
	b=15 s=1 r=0	6	0.80	1	3.8414	<i>White Noise</i>
		12	6.51	7	14.067	<i>White Noise</i>
		18	20.21	13	22.362	<i>White Noise</i>
		24	25.15	19	30.143	<i>White Noise</i>
		30	34.79	25	37.652	<i>White Noise</i>
		36	43.60	31	44.985	<i>White Noise</i>
		42	47.88	37	55.192	<i>White Noise</i>
		48	53.30	43	59.303	<i>White Noise</i>
ARIMA ([2,6],0,[1,6])(0,1,2) ⁷	b=5 s=0 r=0	12	3.20	6	12.591	<i>White Noise</i>
		18	7.96	12	21.026	<i>White Noise</i>
		24	13.54	18	28.869	<i>White Noise</i>
		30	24.92	24	36.415	<i>White Noise</i>
		36	33.38	30	43.773	<i>White Noise</i>
		42	38.97	36	50.998	<i>White Noise</i>
		48	45.68	42	58.124	<i>White Noise</i>

Berdasarkan tabel 4.22 hasil uji asumsi residual *white noise* pada data roda dua. Model ARIMA $([2,6],0,1)(0,1,2)^7$ dengan orde $b=15$ $s=1$ $r=0$ dan ARIMA $([2,6],0,[1,6])(0,1,2)^7$ dengan orde $b=5$ $s=0$ $r=0$ semua lag yang ada memenuhi asumsi *white noise*. Karena nilai *chi-square* hitung yang dihasilkan kurang dari *chi-square* table. Selanjutnya melakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal pada model ARIMA $([2,6],0,1)(0,1,2)^7$ dengan orde $b=15$ $s=1$ $r=0$ dan ARIMA $([2,6],0,[1,6])(0,1,2)^7$ dengan orde $b=5$ $s=0$ $r=0$, untuk mengetahui apakah asumsi residual berdistribusi normal terpenuhi. Adapun hasil pengujiannya sebagai berikut.

Tabel 4.23 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal Pada Data Transformasi Roda Dua

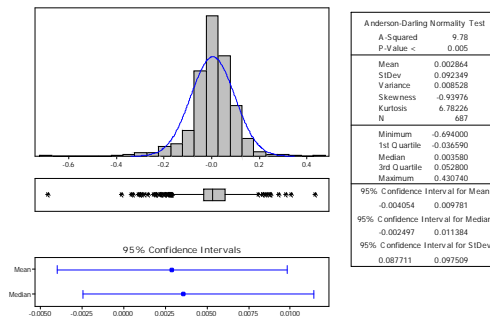
Orde	D	$D_{(1-0.05;n>40)}$	Kesimpulan
$b=15$ $s=1$ $r=0$	0.078642	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal
$b=5$ $s=0$ $r=0$	0.089025	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.23 hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal pada data transformasi roda dua. Pada orde tersebut nilai kolmogrov yang dihasilkan lebih besar dari tabel. Sehingga kesimpulan yang diperoleh orde tersebut residualnya tidak memenuhi asumsi normal. Selain melihat nilai *kolmogrov-smirnov*, dapat dilihat dengan menggunakan kurva *skewness* dan *kurtosis* pada residual transformasi roda dua. adapun hasil dari kurva *skewness* dan *kurtosis* diperoleh sebagai berikut.



Gambar 4.23 Kurva *Skewness* dan *kurtosis* pada Data Transformasi Roda Dua dengan Intervensi pada $ARIMA([2,6],0,1)(0,1,2)^7$ Orde $b=15$ $s=1$ $r=0$

Berdasarkan gambar 4.23 hasil kurva *skewness* dan *kurtosis* pada data residual roda dua. Nilai *skewness* yang dihasilkan sebesar -0.98456 dan nilai *kurtosis* yang dihasilkan sebesar 6.50284. nilai *skewness* yang dihasilkan kurang dari nol dan negatif, sehingga kurva *skewness* pada data residual roda dua bergeser kearah kiri. Kurtosis yang dihasilkan diatas nol dan bernilai positif, yang berarti keruncingan pada kurva *kurtosis* data residual jauh lebih runcing dibanding pada distribusi normal. Sehingga keruncingan membentuk leptokurtik, dimana nilai dari residual roda dua paling banyak berkumpul di angka nol yang ditunjukkan pada histogram.



Gambar 4.24 Kurva *Skewness* dan *kurtosis* pada Data Transformasi Roda Dua dengan Intervensi pada $ARIMA([2,6],0,[1,6])(0,1,2)^7$ Orde $b=5$ $s=0$ $r=0$

Berdasarkan gambar 4.24 kurva *skewness* dan *kurtosis* pada data transformasi agregat dengan intervensi pada ARIMA $([2,6],0,[1,6])(0,1,2)^7$. Nilai *skewness* yang dihasilkan sebesar -0.93976, karena kurang dari 0 sehingga data bergeser ke kiri. Sedangkan nilai *kurtosis* yang dihasilkan sebesar 6.78226 bernilai positif. Keruncingan data lebih runcing, membentuk kurva leptokurtik. Nilai dari residual roda dua paling banyak berkumpul di angka nol yang ditunjukkan pada histogram.

4.7 Peramalan Intervensi Data Transformasi Roda Dua dengan Penambahan *Outlier*

Peramalan intervensi pada data penumpang roda dua dengan penambahan *outlier*. Untuk melakukan pemodelan intervensi dengan penambahan *outlier additive*. Pada model intervensi roda dua, yang menyebabkan residual tidak berdistribusi normal. Jenis *outlier* yang terdapat pada model ARIMA dilampirkan pada K dari penambahan *outlier* tersebut dilakukan pengujian signifikansi parameter, uji asumsi residual *white noise* dan distribusi normal.

4.7.1 Uji Signifikansi Parameter Roda Dua dengan Menggunakan Intervensi Penambahan *Outlier*

Setelah mendapatkan jenis *outlier* pada model intervensi orde $b=5$ $s=0$ $r=0$ dan $b=15$ $s=1$ $r=0$. Selanjutnya melakukan pengujian signifikan. Untuk melihat apakah parameter dengan metode intervensi penambahan *outlier* signifikan. Adapun pengujianya diperoleh sebagai berikut.

Tabel 4.24 Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Model	Orde	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA $([2,6],0,[1,6])(0,1,2)^7$	$b=5$ $s=0$ $r=0$	μ_1	-0.30617	-8.34	1.9635	Signifikan
		μ_6	0.56626	8.61	1.9635	Signifikan
		Θ_1	0.84943	18.03	1.9635	Signifikan

Tabel 4.24 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua
dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Model	Orde	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA ([2,6],0,[1,6])(0,1,2) ⁷	b=5 s=0 r=0	Θ_2	0.12905	2.87	1.9635	Signifikan
		W_2	0.16209	4.90	1.9635	Signifikan
		W_6	0.68080	10.66	1.9635	Signifikan
		\check{S}_0	-0.13563	-4.78	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,180}$	-0.61529	-9.20	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,190}$	-0.38623	-6.00	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,365}$	0.37266	5.79	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,415}$	-0.34732	-5.41	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,631}$	0.29239	4.45	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,280}$	-0.33184	-5.16	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,31}$	-0.29960	-4.67	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,594}$	-0.30138	-4.68	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,99}$	-0.30736	-4.78	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,149}$	-0.28671	-4.39	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,632}$	-0.29385	-4.47	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,187}$	-0.32045	-4.67	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,194}$	-0.27836	-4.18	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,566}$	-0.24844	-3.87	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,40}$	-0.22684	-3.52	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,71}$	-0.22329	-3.47	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,458}$	-0.23171	-3.60	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,208}$	0.20203	3.10	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,262}$	-0.23165	-3.61	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,360}$	-0.21078	-3.26	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,108}$	-0.20168	-3.14	1.9635	Signifikan
		$\check{S}_{ao,203}$	0.08714	2.97	1.9635	Signifikan

Tabel 4.24 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi
Roda Dua dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Model	Orde	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA ([2,6],0,2)(0,1,2) ⁷	b=15 s=1 r=0	μ_1	-0.41666	-10.05	1.9636	Signifikan
		μ_2	0.23204	2.65	1.9636	Signifikan
		Θ_1	0.66131	15.54	1.9636	Signifikan
		Θ_2	0.31380	7.48	1.9636	Signifikan
		w_2	0.40256	4.68	1.9636	Signifikan
		w_6	0.14130	3.71	1.9636	Signifikan
		\check{S}_0	-0.24040	-4.30	1.9636	Signifikan
		\check{S}_1	-0.18787	-3.35	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,180}$	-0.65057	-11.78	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,190}$	-0.38708	-7.27	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,365}$	0.36007	6.79	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,280}$	-0.36787	-6.97	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,415}$	-0.39075	-7.38	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,631}$	0.28771	5.18	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,594}$	-0.34745	-6.20	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,31}$	-0.30290	-5.72	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,99}$	-0.28640	-5.12	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,566}$	-0.27783	-4.96	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,149}$	-0.31813	-6.00	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,632}$	-0.30783	-5.53	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,187}$	-0.31426	-5.46	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,194}$	-0.33409	-5.82	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,71}$	-0.30223	-5.43	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,40}$	-0.29805	-5.39	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,360}$	-0.26574	-4.79	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,108}$	-0.20788	-3.90	1.9636	Signifikan

Tabel 4.24 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi
Roda Dua dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Mode	Orde	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA ([2,6],0,2)(0,1,2) ⁷	b=15 s=1 r=0	$\check{S}_{ao,458}$	-0.24981	-4.72	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,201}$	-0.19354	-3.39	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,262}$	-0.21926	-4.16	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,551}$	-0.25477	-4.45	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,534}$	-0.20571	-3.88	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,558}$	-0.19163	-3.47	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,486}$	-0.16989	-3.22	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,348}$	-0.18094	-3.41	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,635}$	0.17282	3.25	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,100}$	0.19954	3.58	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,267}$	-0.16383	-3.11	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,653}$	0.17648	3.33	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,359}$	-0.21241	-3.83	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,567}$	-0.18875	-3.38	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,72}$	-0.19199	-3.46	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,33}$	-0.18572	-3.36	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,121}$	-0.17057	-3.17	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,175}$	0.18276	3.47	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,208}$	0.14984	2.70	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,593}$	-0.24495	-4.15	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,135}$	-0.15287	-2.88	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,501}$	-0.15187	-2.88	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,376}$	-0.11862	-2.23	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,640}$	-0.12518	-2.36	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,600}$	-0.24758	-4.45	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,91}$	0.16522	3.11	1.9636	Signifikan
		$\check{S}_{ao,147}$	-0.20368	-3.86	1.9636	Signifikan

Tabel 4.24 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Model	Orde	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA ([2,6],0,2)(0,1,2) ⁷	b=15 s=1 r=0	$\hat{S}_{ao,499}$	-0.20076	-3.81	1.9636	Signifikan
		$\hat{S}_{ao,19}$	-0.13985	-2.50	1.9636	Signifikan
		$\hat{S}_{ao,278}$	-0.18691	-3.54	1.9636	Signifikan
		$\hat{S}_{ao,297}$	0.15814	3.00	1.9636	Signifikan
		$\hat{S}_{ao,48}$	0.18235	3.45	1.9636	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.24 uji signifikansi parameter data transformasi roda dua intervensi dengan penambahan *outlier*. Pada model ARIMA intervensi model ARIMA ([2,6],0,[1,6])(0,1,2)⁷ dengan orde b=5 s=0 r=0 dan ARIMA ([2,6],0,2)(0,1,2)⁷ dengan orde b=15 s=1 r=0. Karena semua parameter pada orde intervensi, menghasilkan nilai *t-value* lebih besar dari tabel. Sehingga parameternya signifikan. Dapat dikatakan terdapat pengaruh yang signifikan pada pembebasan tarif tol Suramadu roda dua. Selanjutnya setelah pengujian signifikansi parameter, dilakukan uji asumsi residual *white noise* dan distribusi normal.

4.7.2 Pengujian Asumsi Residual *White Noise* dan Distribusi Normal Data Transformasi Roda Dua

Setelah melakukan uji signifikansi parameter, dan semua parameter intervensi penambahan *outlier* signifikan. Selanjutnya melakukan pengujian asumsi residual *white noise* dan distribusi normal. Adapun hasil pengujiaanya sebagai berikut.

Tabel 4.25 Uji Asumsi Residual *White Noise* Data Transformasi Roda Dua dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

	Orde	Lag	χ^2	db	$\chi^2_{1-0.05 \text{ db}}$	Kesimpulan
ARIMA ([2,6],0,[1,6])(0,1,2) ⁷	b=5 s=0 r=0	12	4.16	6	12.591	<i>White Noise</i>
		18	7.68	12	21.026	<i>White Noise</i>
		24	17.07	18	28.869	<i>White Noise</i>

Tabel 4.25 Lanjutan Uji Asumsi Residual *White Noise* Data Transformasi Roda Dua dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

	Orde	Lag	χ^2	Db	$\chi^2_{(1-0.05)db}$	Kesimpulan
ARIMA ([2,6],0,2)(0,1,2) ⁷	b=15 s=1 r=0	30	23.85	24	36.415	White Noise
		36	27.92	30	43.773	White Noise
		42	32.77	36	50.998	White Noise
		48	34.84	42	58.124	White Noise
		12	4.37	6	12.591	White Noise
		18	7.65	12	21.026	White Noise
		24	26.19	18	28.869	White Noise
		30	32.77	24	36.415	White Noise
		36	39.17	30	43.773	White Noise
		42	46.75	36	50.998	White Noise
		48	49.07	42	58.124	White Noise

Berdasarkan tabel 4.25 uji asumsi residual *white noise* pada data transformasi roda dua dengan intervensi penambahan *outlier*. Semua lag pada orde tersebut memenuhi asumsi *white noise*. karena nilai *chi-square* hitung yang dihasilkan kurang dari tabel, Sehingga *white noise*.

Selanjutnya melakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal pada roda dua. untuk melihat apakah residualnya memenuhi asumsi normal sebagai berikut.

Tabel 4.26 Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal Pada Data Transformasi Roda Dua dengan Intervensi Penambahan *Outlier*

Model	Orde	D	$D_{(1-0.05)db;40}$	Kesimpulan
ARIMA ([2,6],0,[1,6])(0,1,2) ⁷	b=5 s=0 r=0	0.05418	0.05144	Residual Berdistribusi Normal
ARIMA ([2,6],0,2)(0,1,2) ⁷	b=15 s=1 r=0	0.031216	0.05144	Residual Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.26 hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal pada data roda dua intervensi dengan penambahan *outlier*. Nilai *kolmogrov-smirnov* yang dihasilkan pada ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2)⁷orde b=5 s=0 r=0 tersebut lebih

besar dari tabel, residual tidak berdistribusi normal. Sedangkan pada ARIMA $([2,6],0,2)(0,1,2)^7$ orde $b=15$ $s=1$ $r=0$ nilai *kolmogrov-smirnov* yang dihasilkan kurang dari tabel, sehingga orde $b=15$ $s=1$ $r=1$ memenuhi normal.

Selanjutnya melihat kriteria kesalahan *error* terkecil pada orde dugaan intervensi dengan penambahan *outlier* pada data roda dua

4.7.3 Kriteria Kebaikan Model Pada Data Transformasi Roda Dua dengan Penambahan *Outlier*

Berdasarkan hasil dari analisis intervensi dengan penambahan *outlier* pada data transformasi roda dua. Dihasilkan kriteria kesalahan *error* terkecil pada data *out sample* sebagai berikut.

Tabel 4.27 Pemilihan Model Terbaik Data Transformasi Roda Dua dengan Penambahan *Outlier*

Model	Orde	RMSE	MAPE
ARIMA $([2,6],0,1)(0,1,2)^7$	$b=15$ $s=1$ $r=0$	192.438	9.09%
ARIMA $([2,6],0,2)(0,1,2)^7$	$b=5$ $s=0$ $r=0$	157.251	7.78%

Pada tabel 4.27 merupakan hasil dari kesalahan *error* terkecil pada data transformasi roda dua dengan penambahan *outlier*. Nilai RMSE dan MAPE terkecil pada orde intervensi tersebut pada model ARIMA $([2,6],0,2)(0,1,2)^7$ orde $b=5$ $s=0$ $r=0$ sebesar 157.251 dan MAPE sebesar 7.78%, Meskipun belum memenuhi asumsi distribusi normal.

4.7.4 Model Intervensi dengan Penambahan *Outlier* Data Transformasi Roda Dua Kapal Ferry Ujung-Kamal

Pada model noise yang digunakan dalam intervensi dengan menggunakan orde $b=5$ $s=0$ $r=0$. Hasil dari pemodelan intervensi pada data roda dua dengan transformasi diperoleh sebagai berikut.

$$Z_{2,t}^* = [(-0.13563) B^{15}] S_t^{(529)} + \frac{(1 + 0.30617 B - 0.56626 B^6)(1 - 0.84943 B^7 - 0.12905 B^{14})}{(1 - 0.16209 B^2 - 0.68080 B^6)(1 - B^7)^1} a_t$$

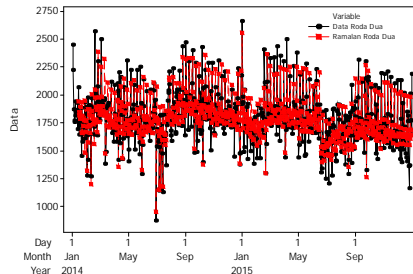
$$- 0.61529 I_{a,t}^{(180)} - \dots + 0.08714 I_{a,t}^{(540)}$$

Dengan $I_{a,t}^T = \begin{cases} 1, & t = T \\ 0, & t \neq T \end{cases}, S_t^{529} = \begin{cases} 1, & t \geq 529 \\ 0, & t < 529 \end{cases}$

Persamaan pada model intervensi dengan penambahan *outlier additive* pada penumpang roda dua menghasilkan kesimpulan yang sama pada penumpang agregat. Pada tanggal 13 juni 2015 kebijakan pemerintah membebaskan tarif jembatan tol suramadu roda dua pengaruhnya belum ada. Pada hari ke-5 setelah kejadian intervensi yaitu tanggal 18 juni 2015 hari kamis, memberikan dampak penurunan penumpang agregat atas kebijakan pemerintah membebaskan tarif jembatan tol. Namun pada tanggal 19 juni 2015 dan seterusnya, pengaruhnya mulai konstan.

4.7.5 Peramalan Data Roda Dua dengan Metode Intervensi Penambahan *Outlier*

Setelah mendapatkan model terbaik pada model intervensi. Selanjutnya meramalkan penumpang roda dua 1 periode kedepan mulai 1 Januari 2016 sampai 31 Januari 2016. Adapun hasil plot data *forecasting* dan data aktual sebagai berikut.



Gambar 4.25 Plot Data Aktual Roda Dua dengan Data Ramalan

Berdasarkan gambar 4.25 hasil dari plot data aktual dengan nilai ramalan. Menunjukkan plot data aktual yang hampir sama dengan nilai *forecasting*. Sehingga model intervensi yang diperoleh pada peramalan ini sesuai dengan model.

Tabel 4.28 Hasil *Forecasting* Data Roda Dua

Tanggal	Jumlah Penumpang Roda Dua (dalam $\ln Z_t$)	Jumlah Penumpang Roda Dua
1 Januari 2016	7.3776	1600
2 Januari 2016	7.3323	1529
3 Januari 2016	7.4144	1660
4 Januari 2016	7.6276	2054
5 Januari 2016	7.4414	1705
6 Januari 2016	7.4015	1638
7 Januari 2016	7.4668	1749
8 Januari 2016	7.387	1615
9 Januari 2016	7.3498	1556
10 Januari 2016	7.4015	1638
11 Januari 2016	7.6079	2014
12 Januari 2016	7.4398	1702
13 Januari 2016	7.4144	1660
14 Januari 2016	7.4229	1674
15 Januari 2016	7.3905	1620
16 Januari 2016	7.3457	1549
17 Januari 2016	7.3882	1617
18 Januari 2016	7.6067	2012
19 Januari 2016	7.4478	1716
20 Januari 2016	7.4052	1644
21 Januari 2016	7.4264	1680
22 Januari 2016	7.3865	1614

Tabel 4.28 Lanjutan Hasil *Forecasting* Data Roda Dua

Tanggal	Jumlah Penumpang Roda Dua (dalam $\ln Z_t$)	Jumlah Penumpang Roda Dua
23 Januari 2016	7.3373	1536
24 Januari 2016	7.3868	1614
25 Januari 2016	7.6108	2020
26 Januari 2016	7.4415	1705
27 Januari 2016	7.4082	1649
28 Januari 2016	7.4228	1674
29 Januari 2016	7.3813	1606
30 Januari 2016	7.3358	1534
31 Januari 2016	7.3888	1618

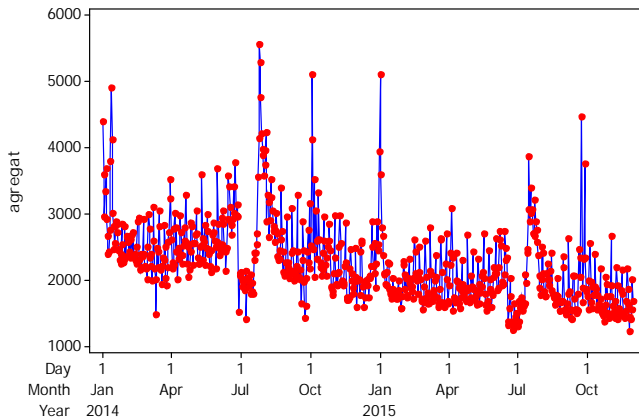
Berdasarkan tabel 4.28 merupakan hasil dari *forecasting* data transformasi roda dua 1 periode kedepan, mulai tanggal 1 januari 2016 sampai 31 januari 2016.

4.8 Pemodelan Data Penumpang Agregat dan Roda Dua Menggunakan ARIMAX Efek Variasi kalender

Pemodelan data penumpang agregat dan roda dua kapal ferry ujung–kamal menggunakan ARIMAX variasi kalender, dengan menggunakan variabel independen yaitu *dummy outlier* efek variasi kalender yang disebabkan peristiwa Idul Fitri dan Idul Adha.

4.8.1 Identifikasi Time Series Plot Data Agregat

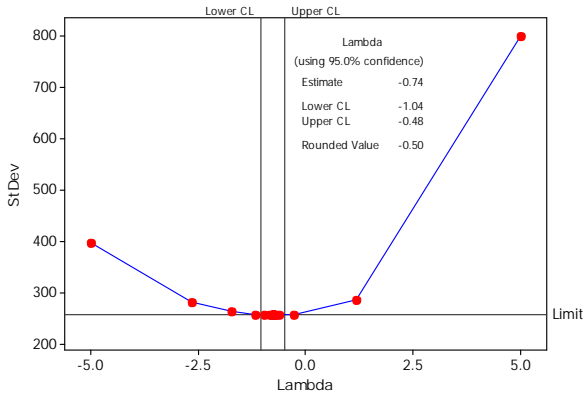
Langkah pertama sebelum melakukan analisis ARIMAX efek variasi kalender melakukan identifikasi data penumpang agregat. Identifikasi pada data penumpang agregat untuk melihat pola yang ada pada data penumpang agregat. Apakah pola data sudah stasioner atau tidak. Adapun hasil dari plot *time series* pada data agregat sebagai berikut.



Gambar 4.26 *Time Series Plot Data Agregat*

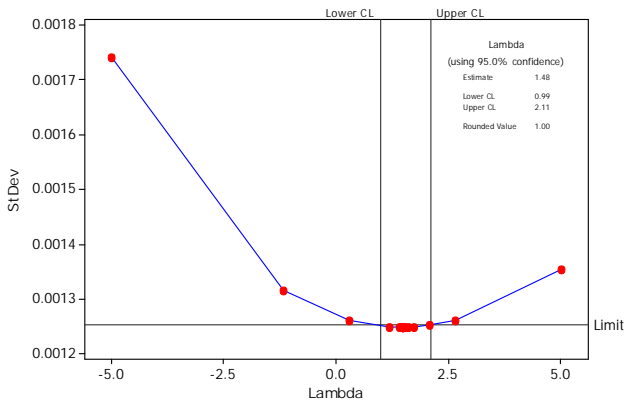
Berdasarkan gambar 4.26 *time series* plot pada data penumpang agregat kapal ferry Ujung-Kamal. Pola dalam data agregat menunjukkan data belum stasioner dalam *mean*. Karena secara visual data tidak berada disekitar nilai rata-rata, adanya fluktuatif pada data agregat. Kenaikan atau penurunan yang terjadi di hari-hari tertentu. Melihat stasioner dibagi menjadi dua dalam *varians* dan dalam *mean*. Stasioner data dalam *varians* dengan menggunakan plot *box-cox*, stasioner dalam *mean* selain *time series* plot juga melakukan plot ACF dan PACF.

Selanjutnya melakukan *box-cox* untuk melihat stasioner dalam *varians* pada data agregat. Hasil plot pada *box-cox* data penumpang agregat nilai *rounded value* yang dihasilkan sebesar -0.50, dengan batas atas sebesar -0.48 dan batas bawah sebesar -1.04. Karena nilai *rounded value* yang dihasilkan kurang dari 1.00, sehingga data agregat belum stasioner dalam *varians*. *Box-cox* yang belum stasioner dalam *varians* ditunjukkan pada gambar 4.27 sebagai berikut.



Gambar 4.27 Box-Cox Data Agregat

Data penumpang agregat yang belum dalam *varians* perlu dilakukan transformasi $1/\sqrt{Z_t}$. Selanjutnya melakukan transformasi $1/\sqrt{Z_t}$ pada data agregat, yang kemudian hasil dari transformasi di plotkan kembali dengan *box-cox*. Adapun hasil dari plot *box-cox* sebagai berikut.



Gambar 4.28 Hasil Transformasi Box-Cox Data Agregat

Berdasarkan gambar 4.28 hasil transformasi *box-cox* pada data agregat. Nilai *rounded value* yang dihasilkan dari transformasi *box-cox* sebesar 1.00, dengan batas atas sebesar 2.11 dan batas bawah sebesar 0.99. Karena nilai *rounded value* yang dihasilkan sebesar 1.00, sehingga data transformasi agregat sudah stasioner dalam *varians*.

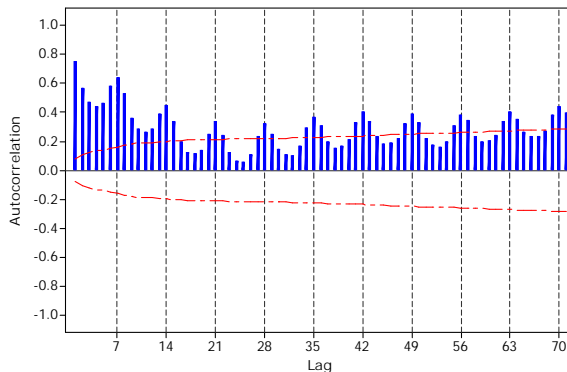
Setelah melihat stasioner dalam *varians*, selanjutnya melihat stasioner secara inferensia dengan pengujian *Dicky Fuller* pada data transformasi agregat sebagai berikut

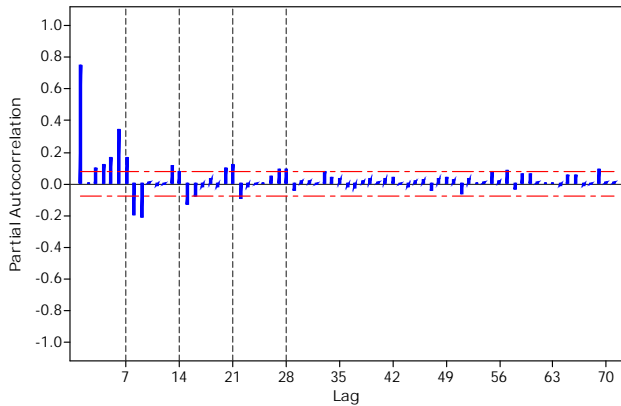
Tabel 4.29 Uji *Dicky Fuller* Data Transformasi Agregat

Parameter	\ddagger_{hitung}	\ddagger_{tabel}
u	-9.3076	1.95

Berdasarkan 4.29 hasil dari pengujian *Dicky Fuller* pada data transformasi agregat. Dapat dilihat nilai dari \ddagger_{hitung} yang dihasilkan lebih besar dari \ddagger_{tabel} . Sehingga disimpulkan data transformasi agregat tidak stasioner dalam *mean*. Karena data transformasi belum stasioner, maka diperlukan *differencing*.

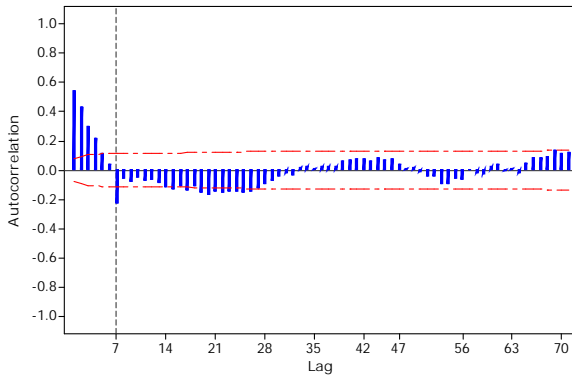
Selanjutnya melihat stasioner dalam *mean* secara visual dengan plot ACF dan PACF sebagai berikut hasil plotnya.

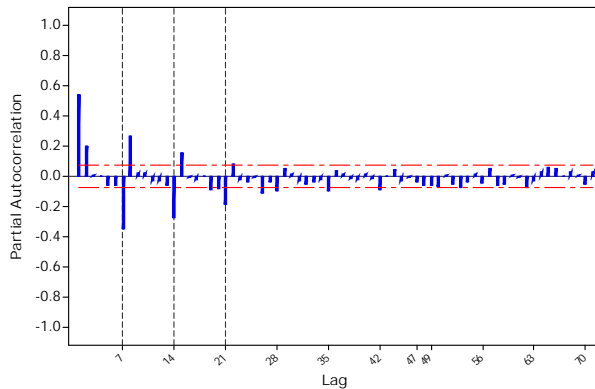




Tabel 4.29 Data Transformasi Agregat Plot ACF dan PACF

Berdasarkan gambar 4.29 hasil dari plot ACF dan PACF data transformasi agregat. Plot ACF menunjukkan turun lambat pada lag 7, 14, 21, 29, 35 dan seterusnya. Sedangkan plot PACF *cut off* pada lag ke 1, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 13 dan 15. Karena plot ACF turun lambat pada kelipatan 7, sehingga perlu dilakukan *differencing* musiman pada data transformasi agregat. Adapun hasil dari plot *differencing* pada data transformasi sebagai berikut.





Gambar 4.30 Hasil *Differencing* plot ACF dan PACF pada Data Transformasi Agregat

Berdasarkan gambar 4.30 hasil *differencing* plot ACF dan PACF pada data transformasi agregat. Plot ACF menunjukkan *cut off* pada lag ke 1,2,3,4 dan 7. Sedangkan plot PACF *cut off* pada lag 1,2,7,8,14,15,21. Karena plot ACF dan PACF *cut off* dan terdapat musiman setiap kelipatan 7 mengalami kenaikan, sehingga kemungkinan model ARIMA penduga yaitu ARIMA $([1,2,6],0,0)(0,1,1)^7$, ARIMA $([2],0,3)(1,1,1)^7$, ARIMA $([1,2,6],0,5)(0,1,1)^7$ dan ARIMA $([2],0,[1,2,6])(1,1,1)^7$. Dari ke empat model ARIMA tersebut dilakukan pengujian signifikansi parameter, asumsi residual *white noise* dan distribusi normal.

4.8.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Data Transformasi Agregat

Setelah mendapatkan model dugaan ARIMA pada data transformasi agregat. Selanjutnya melakukan pengujian signifikansi parameter, untuk melihat apakah parameter data transformasi agregat signifikan atau tidak. Adapun hasil dari pengujiannya pada data agregat sebagai berikut.

Tabel 4.30 Uji Signifikansi Data Transformasi Agregat

Model	Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	<i>t-tabel</i>	Kesimpulan
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,1) ⁷	Θ_1	0.94568	57.18	1.9633	Signifikan
	w_1	0.55508	15.04	1.9633	Signifikan
	w_2	0.16735	4.39	1.9633	Signifikan
	w_6	0.12832	4.19	1.9633	Signifikan
ARIMA ([2],0,3)(1,1,1) ⁷	μ_1	-0.53695	-14.28	1.9633	Signifikan
	μ_2	0.38357	5.76	1.9633	Signifikan
	μ_3	0.09352	2.24	1.9633	Signifikan
	Θ_1	0.95212	56.03	1.9633	Signifikan
	w_2	0.81904	17.90	1.9633	Signifikan
	Φ_1	0.13389	3.14	1.9633	Signifikan
ARIMA ([1,2,6],0,5)(0,1,1) ⁷	μ_1	-1.95324	-28.18	1.9634	Signifikan
	μ_2	-1.93952	-13.74	1.9634	Signifikan
	μ_3	-1.34028	-16.91	1.9634	Signifikan
	μ_4	-0.94658	-14.45	1.9634	Signifikan
	μ_5	-0.55484	-9.17	1.9634	Signifikan
	Θ_1	0.85685	37.81	1.9634	Signifikan
	w_1	-1.40193	-36.49	1.9634	Signifikan
	w_2	-0.71336	-14.34	1.9634	Signifikan
	w_6	0.27418	9.27	1.9634	Signifikan
	μ_1	-0.52799	-14.31	1.9633	Signifikan
ARIMA ([2],0,[1,2,6])(1,1,1) ⁷	μ_2	0.25942	4.41	1.9633	Signifikan
	μ_6	-0.09077	-2.79	1.9633	Signifikan
	Θ_1	0.94724	55.15	1.9633	Signifikan
	w_2	0.70905	13.29	1.9633	Signifikan
	Φ_1	0.18288	3.85	1.9633	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.30 hasil dari pengujian signifikansi parameter pada data transformasi agregat. Dari ke empat model ARIMA penduga. Parameter yang dihasilkan masing-masing

model ARIMA, nilai *t-value* lebih besar dari *t*-tabel. Sehingga dapat disimpulkan ke empat model ARIMA penduga signifikan.

Karena ke empat model ARIMA penduga parameter yang dihasilkan signifikan, selanjutnya melakukan pengujian asumsi residual *white noise* dan residual berdistribusi normal.

4.8.3 Pengujian Asumsi Residual *White Noise* dan Distribusi Normal Data Transformasi Agregat Metode ARIMA

Setelah mendapatkan model ARIMA penduga dari ke empat model signifikan. Selanjutnya melakukan pengujian asumsi residual *white noise* dan distribusi normal. Pengujian asumsi residual *white noise* untuk melihat apakah parameter dari model yang terestimasi *white noise* atau tidak. Adapun hasil pengujiannya sebagai berikut.

Tabel 4.31 Uji Asumsi Residual *White Noise* Data Transformasi Agregat

Model	Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,1) ⁷	6	4.23	2	5.9914	<i>White Noise</i>
	12	13.07	8	15.507	<i>White Noise</i>
	18	16.57	14	23.685	<i>White Noise</i>
	24	23.82	20	31.410	<i>White Noise</i>
	32	29.44	26	38.885	<i>White Noise</i>
	38	33.86	32	46.194	<i>White Noise</i>
	44	36.71	38	53.383	<i>White Noise</i>
	48	40.72	44	60.480	<i>White Noise</i>
ARIMA ([2],0,3)(1,1,1) ⁷	12	6.63	6	12.591	<i>White Noise</i>
	18	9.76	12	21.026	<i>White Noise</i>
	24	15.33	18	28.869	<i>White Noise</i>
	30	19.90	24	36.415	<i>White Noise</i>
	36	24.41	30	43.773	<i>White Noise</i>
	42	26.93	36	50.998	<i>White Noise</i>
	48	31.32	42	58.124	<i>White Noise</i>

Tabel 4.31 Lanjutan Uji Asumsi Residual *White Noise* Data Transformasi Agregat

Model	Lag	χ^2	db	$\chi^2_{(1-0.05),db}$	Kesimpulan
ARIMA ([1,2,6],0,5)(0,1,1) ⁷	12	57.43	3	7.8147	Tidak <i>White Noise</i>
	18	60.42	9	16.918	Tidak <i>White Noise</i>
	24	73.47	15	24.996	Tidak <i>White Noise</i>
	30	88.67	21	32.670	Tidak <i>White Noise</i>
	36	97.06	27	40.113	Tidak <i>White Noise</i>
	42	100.16	33	47.399	Tidak <i>White Noise</i>
	48	104.47	39	54.572	Tidak <i>White Noise</i>
ARIMA ([2],0,[1,2,6])(1,1,1) ⁷	12	2.89	6	12.591	<i>White Noise</i>
	18	6.35	12	21.026	<i>White Noise</i>
	24	10.14	18	28.869	<i>White Noise</i>
	30	14.17	24	36.415	<i>White Noise</i>
	36	17.94	30	43.773	<i>White Noise</i>
	42	20.55	36	50.998	<i>White Noise</i>
	48	25.04	42	58.124	<i>White Noise</i>

Berdasarkan tabel 4.31 pengujian asumsi residual *white noise* pada data transformasi agregat Ujung-Kamal. Pada model ARIMA penduga. Model ARIMA penduga yang memenuhi asumsi residual *white noise* yaitu ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,1)⁷, ARIMA ([2],0,3)(1,1,1)⁷ dan ARIMA ([2],0,[1,2,6])(1,1,1)⁷. Karena nilai *chi-square* hitung yang dihasilkan kurang dari *chi-square* tabel. Sehingga ke tiga model ARIMA tersebut memenuhi asumsi *white noise*.

Sedangkan model ARIMA ([1,2,6],0,5)(0,1,1)⁷ residualnya tidak memenuhi asumsi residual *white noise*. Setelah mendapatkan model ARIMA penduga yang parameternya signifikan dan *white noise*. Selanjutnya melakukan pengujian pada residual berdistribusi normal. Adapun hasil dari pengujian pada residual berdistribusi normal sebagai berikut.

Tabel 4.32 Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal Data Transformasi Agregat

Model	D	$D_{(1-0,05;n=40)}$	Kesimpulan
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,1) ⁷	0.074897	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal
ARIMA ([2],0,3)(1,1,1) ⁷	0.077887	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal
ARIMA ([2],0,[1,2,6])(1,1,1) ⁷	0.078971	0.05144	Residual Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.32 hasil dari pengujian residual berdistribusi normal, pada data agregat. Untuk melihat apakah asumsi dari normal terpenuhi pada ke tiga model ARIMA penduga. Jika dilihat nilai dari *kolmogrov-smirnov* yang dihasilkan kurang dari tabel. Sehingga pada ketiga model ARIMA penduga tersebut tidak memenuhi asumsi distribusi normal. Residual yang tidak normal, disebabkan salah satunya adanya *outlier*. Karena pada analisis ARIMAX variasi kalender menggunakan *dummy outlier* efek variasi kalender yaitu kejadian hari raya islam seperti Idul Adha dan Idul Fitri. Sebelum melakukan analisis pada model ARIMAX efek variasi kalender, dilakukan pemilihan kriteria model terbaik.

4.8.4 Pemilihan Model Terbaik pada ARIMA Data Transformasi Agregat

Pemilihan kriteria model terbaik pada data agregat, dengan melihat nilai *error* terkecil pada RMSE dan MAPE. Nilai RMSE dan MAPE terkecil yang dipilih untuk memodelkan ARIMAX efek variasi kalender pada data agregat. Adapun hasil perhitungan sebagai berikut.

Tabel 4.33 Kriteria Pemilihan Model Terbaik Data Transformasi Agregat

Model	RMSE	MAPE
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,1) ⁷	0.002063	6.89%
ARIMA ([2],0,3)(1,1,1)⁷	0.002028	6.87%
ARIMA ([2],0,[1,2,6])(1,1,1) ⁷	0.002057	7.03%

Berdasarkan tabel 4.33 hasil dari kriteria pemilihan model terbaik pada model ARIMA penduga. Nilai kesalahan *error* terkecil pada RMSE dan MAPE terdapat pada model ARIMA $([2],0,3)(1,1,1)^7$. Nilai RMSE yang dihasilkan pada model ARIMA tersebut sebesar 0.002028 dan nilai MAPE yang dihasilkan sebesar 6.87%. Sehingga model ARIMA $([2],0,3)(1,1,1)^7$ yang digunakan sebagai model Analisis ARIMAX variasi kalender. Karena residual pada data transformasi agregat tidak memenuhi asumsi normal sehingga terdapat *outlier*, *outlier* pada model ARIMA dan *outlier* efek dari variasi kalender yaitu kejadian Idul Adha dan Idul Fitri akan dilakukan analisis selanjutnya menggunakan ARIMAX variasi kalender.

4.9 Peramalan Penumpang Agregat Kapal Ferry Ujung-Kamal Menggunakan ARIMAX Efek Variasi Kalender

Peramalan pada penumpang agregat kapal ferry Ujung-Kamal menggunakan metode ARIMAX efek variasi kalender. Pada model ARIMA $([2],0,3)(1,1,1)^7$ yang terplih memenuhi parameter yang signifikan dan asumsi residual *white noise*, namun tidak berdistribusi normal. Residual yang tidak berdistribusi normal disebabkan adanya indikasi *Outlier* yang dihasilkan pada model ARIMA tersebut dan *outlier* efek variasi kalender yang disebabkan peristiwa Idul Fitri dan Idul Adha yang mengalami peningkatan penumpang saat kejadian tersebut. Penumpang agregat yang mengalami kenaikan pada saat peristiwa Idul Fitri dan Idul Adha setiap tahunnya. Karena tradisi masyarakat yang pulang kampung pada saat hari raya umat islam Idul Fitri dan tradisi toron yaitu pada saat Idul Adha jumlah penumpang meningkat lebih banyak dibanding hari-hari biasa. Sehingga metode ARIMAX efek variasi kalender, untuk melihat apakah peningkatan jumlah penumpang agregat dipengaruhi peristiwa Idul Fitri dan Idul adha. Variabel independen yang digunakan yaitu *dummy outlier* peristiwa Idul Fitri dan Idul Adha dan *outlier* yang tidak diketahui penyebabnya. Adapun hasil dari

dummy outlier yang terdapat pada model ARIMA tersebut, terdapat *outlier* karena peristiwa efek variasi kalender sebagai berikut.

Tabel 4.34 Kejadian *Outlier* pada Data Transformasi Agregat

Data Ke	Tanggal	Kejadian
71	12 Maret 2014	-
180	29 Juni 2014	Hari 2 Ramadhan
190	9 Juli 2014	Hari 11 Ramadhan
209	28 Juli 2014	Hari Raya Idul Fitri
210	29 Juli 2014	Hari Raya Idul Fitri
267	24 September 2014	-
273	30 September	-
276	3 Oktober 2014	1 Hari Sebelum Idul Adha
277	4 Oktober 2014	Idul Adha
278	5 Oktober 2014	1 Hari Setelah Idul Adha
335	1 Desember 2014	-
365	31 Desember 2014	Malam Tahun Baru
368	3 Januari 2015	-
534	18 Juni 2015	10 Hari Ramadhan
559	13 Juli 2015	4 Hari Sebelum Idul Fitri
563	17 Juli 2015	Hari Raya Idul Fitri
564	18 Juli 2015	Hari Raya Idul Fitri
593	16 Agustus 2015	Malam 17 Agustus
631	23 September 2015	Idul Adha

Berdasarkan tabel 4.34 hasil dari kejadian *outlier* pada model ARIMA $([2],0,3)(1,1,1)^7$ data agregat. *Outlier* yang terdapat pada model ARIMA tersebut terdapat peristiwa Idul Adha, bulan Ramadhan, dan Idul Fitri. Serta terdapat beberapa *outlier* yang tidak tahu kejadiannya. Sehingga analisis ARIMAX efek variasi kalender digunakan untuk analisis selanjutnya, menangkap adanya *outlier* pada peristiwa hari raya islam.

4.9.1 Pengujian Signifikansi Parameter dengan ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Agregat

Pengujian signifikansi parameter dengan ARIMAX variasi kalender. Untuk melihat parameter dari model ARIMAX dengan *dummy outlier* efek variasi kalender dan *outlier* yang tidak diketahui penyebabnya parameter yang dihasilkan signifikan atau tidak. Adapun hasil dari pengujiannya sebagai berikut.

Tabel 4.35 Uji Signifikansi Parameter Pada ARIMAX Variasi Kalender Data Transformasi Agregat

Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
μ_1	1.80101	25.73	1.9635	Signifikan
μ_2	-0.84838	-12.22	1.9635	Signifikan
Θ_1	0.82302	19.27	1.9635	Signifikan
Θ_2	0.09955	2.39	1.9635	Signifikan
W_1	2.48241	28.40	1.9635	Signifikan
W_2	-2.04096	-12.55	1.9635	Signifikan
W_3	0.54880	7.12	1.9635	Signifikan
S_{631}	-0.0078931	-8.62	1.9635	Signifikan
S_{180}	0.0066176	7.28	1.9635	Signifikan
S_{278}	0.0038344	3.66	1.9635	Signifikan
S_{534}	0.0035469	3.88	1.9635	Signifikan
S_{71}	0.0049634	5.44	1.9635	Signifikan
S_{559}	-0.0007639	-0.84	1.9635	Tidak Signifikan
S_{368}	0.0006060	0.66	1.9635	Tidak Signifikan
S_{190}	0.0045238	4.96	1.9635	Signifikan
S_{280}	0.0035847	3.90	1.9635	Signifikan
S_{365}	-0.0015465	-1.70	1.9635	Tidak Signifikan
S_{593}	0.0032341	3.52	1.9635	Signifikan
S_{335}	0.0038238	4.21	1.9635	Signifikan
S_{273}	-0.0039415	-4.28	1.9635	Signifikan
S_{267}	0.0027642	3.04	1.9635	Signifikan

Tabel 4.35 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Pada ARIMAX Variasi Kalender Data Transformasi Agregat

Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	t-tabel	Kesimpulan
S_{276}	-0.0043174	-4.09	1.9635	Signifikan
S_{277}	-0.0044143	-3.77	1.9635	Signifikan
S_{209}	-0.0005973	-0.59	1.9635	Tidak Signifikan
S_{210}	-0.0009919	-0.97	1.9635	Tidak Signifikan
S_{563}	0.0004597	0.45	1.9635	Tidak Signifikan
S_{564}	-0.0011344	-1.11	1.9635	Tidak Signifikan

Berdasarkan tabel 4.35 pengujian signifikansi parameter pada ARIMAX efek variasi kalender data transformasi agregat. Parameter yang dihasilkan pada model ARIMAX $([2],0,3)(1,1,1)^7$ tidak menghasilkan parameter yang signifikan. Sehingga model ARIMAX efek variasi kalender data transformasi agregat menjadi ARIMAX $(3,0,2)(0,1,2)^7$. Nilai dari *t-value* yang dihasilkan pada model ARIMAX $(3,0,2)(0,1,2)^7$, *dummy outlier* kejadian hari raya Idul Adha dan bulan Ramadhan *t-value* lebih besar dari pada t-tabel. Sehingga dapat disimpulkan kejadian pada saat hari Idul adha dan bulan Ramadhan mempengaruhi peningkatan jumlah penumpang agregat kapal ferry Ujung-Kamal. Peningkatan penumpang agregat lebih banyak kenaikannya pada saat hari raya Idul Adha dan bulan Ramadhan dibanding dengan hari-hari biasa. Sedangkan pada hari raya Idul Fitri tidak memberikan pengaruh yang signifikan pada peningkatan jumlah penumpang agregat. Karena nilai dari *t-value* yang dihasilkan kurang dari t-tabel. Hal ini menunjukkan masyarakat Madura yang pulang kampung lebih banyak saat Idul Adha dan pada saat bulan ramadhan.

Setelah melakukan pengujian signifikansi parameter, selanjutnya melakukan pengujian asumsi residual *white noise* dan residual berdistribusi normal pada model ARIMAX $(3,0,2)(0,1,2)^7$.

4.9.2 Pengujian Asumsi Residual *White Noise* dan Residual Berdistribusi Normal ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Agregat

Parameter yang signifikan pada model ARIMAX $(3,0,2)(0,1,2)^7$, selanjutnya dilakukan pengujian asumsi residual *white noise* dan residual berdistribusi normal. Pengujian asumsi residual *white noise* pada model ARIMAX efek variasi kalender, untuk melihat parameter yang terestimasi *white noise* atau tidak. Adapun hasil dari pengujian asumsi residual *white noise* pada model ARIMAX $(3,0,2)(0,1,2)^7$ diperoleh sebagai berikut.

Tabel 4.36 Uji Asumsi Residual *White Noise* ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Agregat

Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
12	7.62	5	11.0705	<i>White Noise</i>
18	19.56	11	19.675	<i>White Noise</i>
24	21.98	17	27.587	<i>White Noise</i>
30	32.49	23	35.172	<i>White Noise</i>
36	37.72	29	42.557	<i>White Noise</i>
42	39.35	35	49.802	<i>White Noise</i>
48	45.91	41	56.942	<i>White Noise</i>

Berdasarkan tabel 4.36 pengujian asumsi residual *white noise* model ARIMAX efek variasi kalender data transformasi agregat. Nilai dari *chi-square* hitung yang dihasilkan kurang dari *chi-square* tabel. Sehingga semua lag pada model ARIMAX $(3,0,2)(0,1,2)^7$ memenuhi asumsi residual *white noise*. Pengujian signifikansi parameter dan asumsi residual *white noise* pada model ARIMAX tersebut memenuhi, selanjutnya melakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal.

Pengujian asumsi residual berdistribusi dilakukan pada model ARIMAX $(3,0,2)(0,1,2)^7$, melihat apakah residual memenuhi asumsi kenormalan dengan uji *kolmogrov-smirnov* sebagai berikut hasil pengujiannya.

Tabel 4.37 Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Agregat

D	$D_{(1-0.05;n>40)}$	Kesimpulan
0.05388	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.37 pengujian asumsi residual distribusi normal ARIMAX variasi kalender pada data agregat. Nilai dari *kolmogrov-smirnov* yang dihasilkan lebih besar dari tabel. Sehingga model ARIMAX (3,0,2)(0,1,2)⁷ tidak memenuhi asumsi residual normal. Karena residual pada analisis ARIMAX pada data transformasi agregat belum memenuhi, disebabkan adanya indikasi *outlier* dilanjutkan pada analisis selanjutnya ARIMAX efek variasi kalender dengan penambahan *outlier*.

4.10 ARIMAX Efek Variasi Kalender dengan Penambahan *Outlier* Data Transformasi Agregat

Berdasarkan hasil analisis ARIMAX efek variasi kalender data transformasi agregat. Nilai *kolmogrov smirnov* yang dihasilkan lebih besar dari tabel. sehingga belum memenuhi asumsi normal. Pengujian selanjutnya menangkap adanya *outlier* yang menyebabkan residual tidak berdistribusi normal, yaitu *outlier additive*. Dapat diperoleh hasil pengujian signifikansi parameter sebagai berikut.

Tabel 4.38 Pengujian Signifikansi Parameter pada ARIMAX Efek Variasi Kalender dengan Penambahan *Outlier*

Parameter	Estimasi	t -value	t -tabel	Kesimpulan
μ_1	1.83700	30.98	1.9635	Signifikan
μ_2	-0.88371	-14.94	1.9635	Signifikan
Θ_1	0.81652	19.00	1.9635	Signifikan
Θ_2	0.10358	2.46	1.9635	Signifikan
W_1	2.53559	32.96	1.9635	Signifikan
W_2	-2.14065	-14.79	1.9635	Signifikan
W_3	0.59552	8.61	1.9635	Signifikan

Tabel 4.38 Lanjutan Pengujian Signifikansi Parameter pada ARIMAX Efek Variasi Kalender dengan Penambahan *Outlier*

Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	t-tabel	Kesimpulan
S_{631}	-0.079072	-8.82	1.9635	Signifikan
S_{180}	0.0065930	7.41	1.9635	Signifikan
S_{278}	0.0038761	3.75	1.9635	Signifikan
S_{534}	0.0035535	3.97	1.9635	Signifikan
S_{71}	0.0048566	5.43	1.9635	Signifikan
S_{559}	-0.0007874	-0.88	1.9635	Tidak Signifikan
S_{368}	0.0006307	0.71	1.9635	Tidak Signifikan
S_{190}	0.0045840	5.14	1.9635	Signifikan
S_{280}	0.0036057	4.01	1.9635	Signifikan
S_{365}	-0.0014647	-1.64	1.9635	Tidak Signifikan
S_{593}	0.0032116	3.57	1.9635	Signifikan
S_{335}	0.0038135	4.29	1.9635	Signifikan
S_{273}	-0.0039673	-4.40	1.9635	Signifikan
S_{267}	0.0027582	3.09	1.9635	Signifikan
S_{276}	-0.0042813	-4.11	1.9635	Signifikan
S_{277}	-0.0043676	-3.76	1.9635	Signifikan
S_{209}	-0.0006030	-0.60	1.9635	Tidak Signifikan
S_{210}	-0.0009932	-0.99	1.9635	Tidak Signifikan
S_{563}	0.0005306	0.52	1.9635	Tidak Signifikan
S_{564}	-0.0010918	-1.08	1.9635	Tidak Signifikan
S_{79}	0.0019027	2.13	1.9635	Signifikan
S_{351}	0.0018463	2.07	1.9635	Signifikan
S_{90}	-0.0019466	-2.18	1.9635	Signifikan
S_{481}	-0.0018879	-2.12	1.9635	Signifikan
S_{679}	0.0020410	2.27	1.9635	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.38 uji signifikansi parameter pada ARIMAX efek variasi kalender dengan penambahan *outlier*.

Menunjukkan pada peristiwa Idul Adha dan bulan Ramadhan terdapat pengaruh yang signifikan. Sedangkan pada saat peristiwa Idul Fitri tidak terdapat pengaruh yang signifikan pada peningkatan penumpang agregat. Hal ini berarti peningkatan penumpang pada saat Idul Fitri sama seperti pada hari biasa, namun pada saat Idul Adha dan Ramadhan penumpang lebih banyak dibanding hari biasa.

4.10.1 Pengujian Asumsi Residual *White Noise* dan Distribusi Normal

Setelah melakukan pengujian signifikansi parameter pada ARIMAX penambahan *outlier*, langkah selanjutnya melakukan pengujian asumsi *white noise* untuk melihat apakah memenuhi asumsi *white noise* atau tidak berikut hasil pengujiananya.

Tabel 4.39 Uji Asumsi Residual *White Noise* ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier* Data Transformasi Agregat

Lag	χ^2	db	$\chi^2_{(1-0.05),db}$	Kesimpulan
12	7.97	5	11.0705	<i>White Noise</i>
18	16.58	11	19.675	<i>White Noise</i>
24	17.61	17	27.587	<i>White Noise</i>
30	26.67	23	35.172	<i>White Noise</i>
36	31.22	29	42.557	<i>White Noise</i>
42	32.42	35	49.802	<i>White Noise</i>
48	39.31	41	56.942	<i>White Noise</i>

Berdasarkan tabel 4.39 hasil pengujian asumsi residual *white noise* pada ARIMAX efek variasi kalender penambahan *outlier* pada data transformasi. Menunjukkan semua lag menghasilkan nilai *chi-square* hitung kurang dari *chi-square* tabel. sehingga dapat dikatakan parameter yang terestimasi memenuhi asumsi *white noise*.

Setelah parameter yang dihasilkan signifikan dan memenuhi asumsi *white noise*. Melakukan uji asumsi residual berdistribusi normal pada data transformasi agregat dengan *kolmogrov-smirnov* berikut hasil pengujiananya.

Tabel 4.40 Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier* Data Transformasi Agregat

<i>D</i>	$D_{(1-0.05;n>40)}$	Kesimpulan
0.049467	0.05144	Residual Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.40 hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal pada ARIMAX penambahan *outlier*. Menunjukkan nilai kolmogrov-smirnov yang dihasilkan sebesar 0.049467 kurang dari tabel yaitu sebesar 0.05144. Hal ini berarti data transformasi agregat dengan ARIMAX efek variasi kalender penambahan *outlier*, residual yang dihasilkan sudah memenuhi asumsi distribusi normal.

4.10.2 Kesalahan *error* terkecil pada ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier*

Pada analisis ARIMAX efek variasi kalender dengan penambahan *outlier* data transformasi agregat. Didapatkan nilai kesalahan *error* terkecil pada kriteria RMSE dan MAPE sebagai berikut.

Tabel 4.41 Kriteria Kesalahan *Error* pada ARIMAX Efek Variasi Kalender dengan Penambahan *Outlier* Data Transformasi Agregat

RMSE	MAPE
363.123	13.54%

Berdasarkan tabel 4.41 menunjukkan hasil kesalahan *error* terkecil dengan metode ARIMAX penambahan *outlier*, pada RMSE yang dihasilkan sebesar 363.123 dan MAPE sebesar 13.54%.

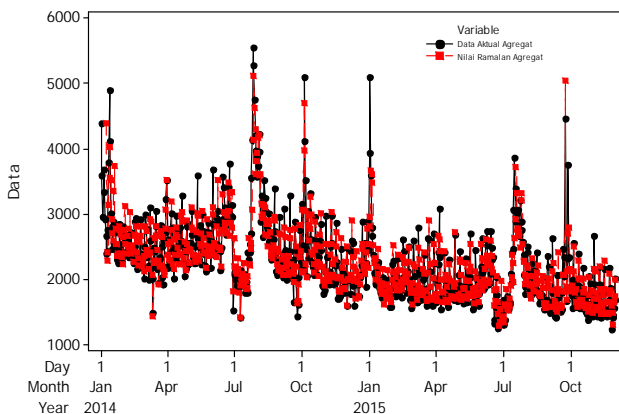
Adapun persamaan model ARIMAX variasi kalender dari data transformasi agregat. Dimana transformasi yang digunakan $1/\sqrt{Z_t}$ sehingga diperoleh persamaan model sebagai berikut.

$$Z_{1,t}^+ = -0.0079072I_t^{631} + 0.0065930I_t^{180} + 0.0038761I_t^{278} + \dots - 0.0020410I_{ao,t}^{679} + \frac{(1 - w_1B - w_2B^2)(1 - \Theta_1B^7 - \Theta_2B^{14})}{(1 - w_1B - w_2B^2 - w_3B^3)(1 - B^7)^1} a_t$$

$$= -0.0079072I_t^{631} + 0.0065930I_t^{180} + 0.0038761I_t^{278} + \dots - 0.0020410I_{ao,t}^{679} + \frac{(1 - 1.83700B + 0.88371B^2)(1 - 0.81652B^7 - 0.10358B^{14})}{(1 - 2.53559B - 2.14065B^2 + 0.59552B^3)(1 - B^7)^1}$$

4.10.3 Nilai Ramalan pada Metode ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier* Data Transformasi Agregat

Berdasarkan model ARIMAX variasi kalender pada data transformasi agregat. Didapatkan hasil ramalan penumpang agregat 1 periode kedepan. Adapun plot dari data transformasi agregat dengan nilai ramalan diperoleh sebagai berikut.



Gambar 4.31 Time Series Plot Data Aktual Agregat dengan Data Ramalan ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier*

Berdasarkan gambar 4.31 hasil dari *time series* plot data aktual agregat dengan data ramalan. Menunjukkan plot ramalan merapat dengan data transformasi agregat. Hal ini berarti model ARIMAX variasi kalender penambahan *outlier* yang dihasilkan sesuai dengan peramalan model.

Selanjutnya mendapatkan hasil ramalan 1 periode kedepan sebagai berikut.

Tabel 4.42 Hasil *Forecasting* Pada Data Agregat dengan Metode ARIMAX Efek Variasi Kalender dengan Penambahan *Outlier*

Tanggal	Jumlah Penumpang Agregat dengan Transformasi $1/\sqrt{Z_t}$	Jumlah Penumpang Agregat
1 Januari 2016	0.0216	2143
2 Januari 2016	0.0206	2356
3 Januari 2016	0.0188	2829
4 Januari 2016	0.0208	2311
5 Januari 2016	0.0224	1993
6 Januari 2016	0.0227	1941
7 Januari 2016	0.0223	2011
8 Januari 2016	0.0228	1924
9 Januari 2016	0.0214	2183
10 Januari 2016	0.0195	2630
11 Januari 2016	0.0213	2204
12 Januari 2016	0.0227	1941
13 Januari 2016	0.0230	1890
14 Januari 2016	0.0231	1874
15 Januari 2016	0.0234	1826
16 Januari 2016	0.0220	2066
17 Januari 2016	0.0200	2500
18 Januari 2016	0.0217	2124
19 Januari 2016	0.0231	1874
20 Januari 2016	0.0234	1826
21 Januari 2016	0.0234	1826
22 Januari 2016	0.0237	1780
23 Januari 2016	0.0222	2029
24 Januari 2016	0.0202	2451
25 Januari 2016	0.0219	2085
26 Januari 2016	0.0233	1842

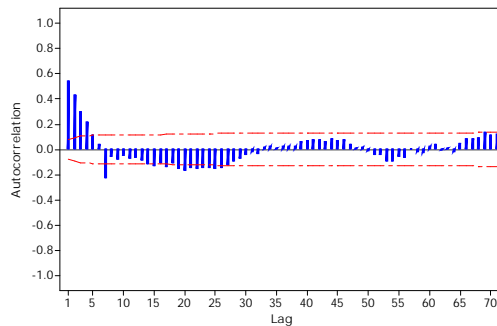
Tabel 4.42 Lanjutan Hasil *Forecasting* Pada Data Agregat dengan Metode ARIMAX Efek Variasi Kalender dengan Penambahan *Outlier*

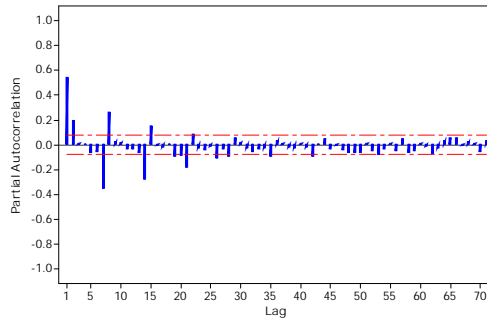
Tanggal	Jumlah Penumpang Agregat dengan Transformasi $1/\sqrt{Z_t}$	Jumlah Penumpang Agregat
27 Januari 2016	0.0233	1795
28 Januari 2016	0.0236	1795
29 Januari 2016	0.0239	1751
30 Januari 2016	0.0224	1993
31 Januari 2016	0.0204	2403

Berdasarkan tabel 4.42 hasil dari nilai ramalan data transformasi agregat dengan metode ARIMAX efek variasi kalender penambahan *outlier* 1 periode kedepan. Ramalan penumpang agregat pada tanggal 1 Januari 2016 sampai dengan 31 Januari 2016.

4.11 Identifikasi Model ARIMA *Differencing* Reguler dan Musiman Data Transformasi Agregat

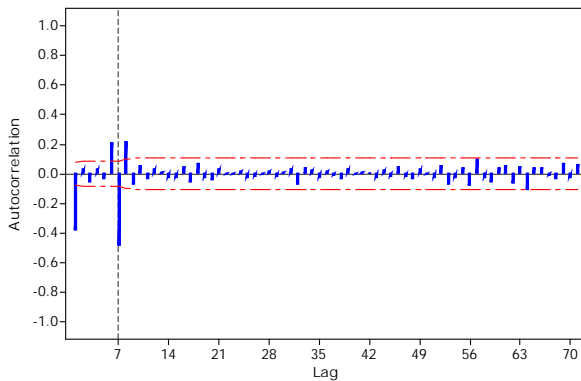
Identifikasi plot ACF dan PACF pada data transformasi agregat digunakan untuk mendapatkan model ARIMA dugaan. Jika dilihat plot ACF dan PACF pada data transformasi agregat yang telah dilakukan *differencing* musiman didapatkan sebagai berikut.

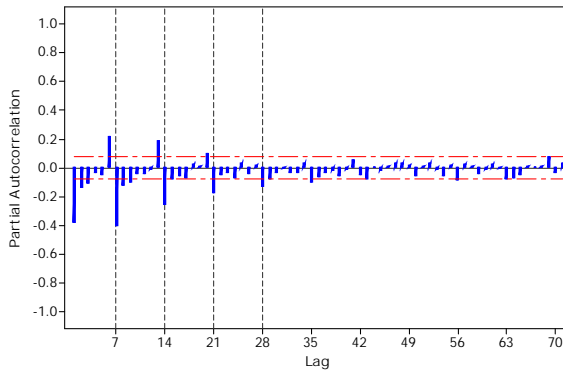




Gambar 4.32 Plot ACF dan PACF *Differencing* Musiman Data Transformasi Agregat

Gambar 4.32 menunjukkan hasil *differencing* musiman 7 plot ACF dan PACF data transformasi agregat. Jika dilihat pada plot ACF *cut off* pada lag 1,2,3,4 dan 7, sedangkan pada plot PACF *cut off* pada lag 1,2,7,8,14,15,21. Jika dilihat secara visual data transformasi agregat masih belum stasioner setelah dilakukan *differencing* musiman. Selanjutnya dilakukan *differencing* regular, pada *differencing* regular menghasilkan plot ACF dan PACF sebagai berikut.





Gambar 4.33 Plot ACF dan PACF *Differencing* Regular dan Musiman Data Transformasi Agregat

Gambar 4.33 merupakan plot ACF dan PACF hasil dari *differencing* regular dan musiman data transformasi agregat. Plot ACF *cut off* pada lag 1,6,7 dan 8, sedangkan plot PACF *cut off* pada lag 1,2,3,6,7,13,14,20,21. Didapatkan model ARIMA penduganya ARIMA (1,1,1)(0,1,1)⁷, ARIMA (3,1,[1,6])(1,1,1)⁷. Pada model ARIMA dugaan dilakukan pengujian signifikansi parameter, asumsi *white noise* dan distribusi normal.

4.11.1 Pengujian Signifikansi Parameterpada Model ARIMA Data Transformasi Agregat

Pengujian signifikansi parameter pada model ARIMA dugaan dengan *differencing* musiman dan regular, untuk melihat apakah parameter yang dihasilkan pada model ARIMA tersebut signifikan atau tidak. Adapun hasil pengujiannya sebagai berikut.

Tabel 4.43 Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat

Model	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ⁷	μ 1	0.55918	7.54	1.9633	Signifikan
	Θ_1	0.85738	42.88	1.9633	Signifikan
	W_1	0.17542	1.99	1.9633	Signifikan

Tabel 4.43 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Agregat

Model	Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	<i>t-tabel</i>	Kesimpulan
ARIMA (3,1,[1,6])(1,1,1) ⁷	μ_1	-0.62592	-4.01	1.9634	Signifikan
	μ_6	-0.09378	2.26	1.9634	Signifikan
	Θ_1	0.92127	52.99	1.9634	Signifikan
	W_1	-0.98381	-6.20	1.9634	Signifikan
	W_2	-0.38165	-5.18	1.9634	Signifikan
	W_3	-0.14478	-3.46	1.9634	Signifikan
	Φ_1	0.18746	3.77	1.9634	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.43 hasil pengujian signifikansi parameter pada data transformasi agregat. Didapatkan kedua model ARIMA penduga parameter yang dihasilkan signifikan. Karena nilai *t-value* yang dihasilkan lebih besar dari *t-tabel*. sehingga dapat dilakukan pengujian asumsi residual *white noise*.

4.11.2 Pengujian Asumsi *White Noise* dan Residual Berdistribusi Normal

Pengujian dari asumsi *white noise* dilakukan pada model ARIMA penduga. Untuk melihat apakah parameter yang terestimasi *white noise* atau tidak sebagai berikut.

Tabel 4.44 Uji Asumsi *White Noise* Data Transformasi Agregat

Model	Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ⁷	6	6.28	3	7.815	<i>White Noise</i>
	12	13.21	9	16.919	<i>White Noise</i>
	18	16.64	15	24.996	<i>White Noise</i>
	24	18.67	21	32.67	<i>White Noise</i>
	30	21.97	27	40.113	<i>White Noise</i>
	36	28.76	33	47.399	<i>White Noise</i>
	42	33.50	39	54.572	<i>White Noise</i>
	48	38.95	45	61.656	<i>White Noise</i>
ARIMA (3,1,[1,6])(1,1,1) ⁷	12	6.48	5	11.0705	<i>White Noise</i>
	18	12.40	11	19.675	<i>White Noise</i>
	24	16.83	17	27.587	<i>White Noise</i>
	30	20.36	23	35.172	<i>White Noise</i>

Tabel 4.44 Lanjutan Uji Asumsi *White Noise* Data Transformasi Agregat

Model	Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
	36	25.85	29	42.557	<i>White Noise</i>
	42	29.07	35	49.802	<i>White Noise</i>
	48	33.79	41	56.942	<i>White Noise</i>

Berdasarkan tabel 4.44 hasil dari pengujian asumsi residual *white noise* pada kedua model ARIMA penduga. Semua lag yang keluar pada model ARIMA tersebut, memenuhi asumsi *white noise*. Karena nilai *chi-square* hitung yang dihasilkan kurang dari *chi-square* tabel.

Selanjutnya dilakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal. Untuk melihat apakah residual memenuhi asumsi normal atau tidak. Adapun pengujiannya diperoleh sebagai berikut.

Tabel 4.45 Uji Asumsi Distribusi Normal

Model ARIMA	<i>D</i>	<i>D</i> _(1-0.05;n>40)	Kesimpulan
ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ⁷	0.071717	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal
ARIMA (3,1,[1,6])(1,1,1) ⁷	0.067994	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.45 hasil pengujian asumsi distribusi normal, pada kedua model ARIMA penduga. Didapatkan nilai *kolmogrov-smirnov* lebih besar dari tabel. Sehingga residual tidak memenuhi asumsi distribusi normal.

4.11.3 Kriteria Pemilihan Model Terbaik Data Transformasi Agregat

Setelah didapatkan model ARIMA dugaan yang memenuhi signifikansi parameter dan asumsi *white noise*, namun tidak berdistribusi normal. Dilakukan pemilihan model terbaik, dengan melihat kesalahan *error* terkecil pada RMSE dan MAPE sebagai berikut.

Tabel 4.46 Kriteria Pemilihan Model Terbaik Pada Data Transformasi Agregat

Model ARIMA	RMSE	MAPE
ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ⁷	509.563	16.16%
ARIMA (3,1,[1,6])(1,1,1)	513.404	16.21%

Berdasarkan tabel 4.46 hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal. Kesalahan *error* terkecil pada RMSE dan MAPE, terdapat pada ARIMA (1,1,1)(0,1,1)⁷.

Pada pengujian asumsi residual berdistribusi normal tidak terpenuhi, disebabkan adanya indikasi *outlier*. Sehingga pada model ARIMA (1,1,1)(0,1,1)⁷ didapatkan kejadian *outlier* peristiwa Idul Adha, Idul Fitri, Ramadhan dan peristiwa yang tidak diketahui penyebabnya sebagai berikut.

Tabel 4.47 Kejadian *Outlier* pada Data Transformasi Agregat

Data Ke	Tanggal	Kejadian
71	12 Maret 2014	-
180	29 Juni 2014	Hari 2 Ramadhan
190	9 Juli 2014	Hari 11 Ramadhan
205	24 Juli 2014	4 Hari Sebelum Idul Fitri
209	28 Juli 2014	Hari Raya Idul Fitri
210	29 Juli 2014	Hari Raya Idul Fitri
267	24 September 2014	-
273	30 September	-
276	3 Oktober 2014	1 Hari Sebelum Idul Adha
277	4 Oktober 2014	Idul Adha
278	5 Oktober 2014	1 Hari Setelah Idul Adha
280	7 Oktober 2014	3 Hari Setelah Idul Adha
335	1 Desember 2014	-
365	31 Desember 2014	Malam Tahun Baru
368	3 Januari 2015	-
534	18 Juni 2015	10 Hari Ramadhan
559	13 Juli 2015	4 Hari Sebelum Idul Fitri
563	17 Juli 2015	Hari Raya Idul Fitri
564	18 Juli 2015	Hari Raya Idul Fitri
593	16 Agustus 2015	Malam 17 Agustus
631	23 September 2015	Idul Adha

Berdasarkan tabel 4.47 hasil dari kejadian *outlier* pada transformasi agregat model ARIMA (1,1,1)(0,1,1)⁷. *Dummy outlier* yang dihasilkan peristiwa Idul Adha, Idul Fitri, Ramadhan dan peristiwa *outlier* yang tidak diketahui penyebabnya.

Selanjutnya dilakukan analisis ARIMAX efek variasi kalender, dengan meregresikan *dummy outlier* dengan data transformasi agregat.

4.12 Pengujian Signifikansi Parameter dengan ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Agregat

Pengujian signifikansi parameter dengan ARIMAX efek variasi kalender pada data transformasi agregat. Didapatkan hasil dari pengujian signifikansi parameter sebagai berikut.

Tabel 4.48 Uji Signifikansi Parameter Pada ARIMAX Variasi Kalender Data Transformasi Agregat

Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
μ_1	0.75747	13.39	1.9635	Signifikan
Θ_1	0.96282	59.49	1.9635	Signifikan
W_1	0.46993	6.13	1.9635	Signifikan
S_{631}	-0.0078126	-8.37	1.9635	Signifikan
S_{180}	0.0070095	7.57	1.9635	Signifikan
S_{278}	0.0037608	3.56	1.9635	Signifikan
S_{534}	0.0035478	3.82	1.9635	Signifikan
S_{71}	0.0047769	5.15	1.9635	Signifikan
S_{368}	0.0005858	0.63	1.9635	Tidak Signifikan
S_{365}	-0.0015993	-1.73	1.9635	Tidak Signifikan
S_{190}	0.0044015	4.75	1.9635	Signifikan
S_{280}	0.0036316	3.92	1.9635	Signifikan
S_{276}	-0.0044295	-4.17	1.9635	Signifikan
S_{205}	-0.0008066	-0.87	1.9635	Signifikan
S_{559}	-0.0009286	-1.00	1.9635	Tidak Signifikan
S_{335}	0.0036893	3.99	1.9635	Signifikan

Tabel 4.48 Uji Signifikansi Parameter Pada ARIMAX Variasi Kalender Data Transformasi Agregat

Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
S_{273}	-0.0038533	-4.17	1.9635	Signifikan
S_{593}	0.0033426	3.59	1.9635	Signifikan
S_{267}	0.0028935	3.13	1.9635	Signifikan
S_{277}	-0.0044465	-3.79	1.9635	Signifikan
S_{563}	0.00003125	0.03	1.9635	Tidak Signifikan
S_{564}	-0.0014712	-1.43	1.9635	Tidak Signifikan

Berdasarkan tabel 4.48 hasil pengujian signifikansi parameter dari model ARIMAX efek variasi kalender pada ARIMAX(1,1,1)(0,1,1)⁷. parameter yang signifikan ditunjukkan pada peristiwa Idul Adha dan Ramadhan. Sedangkan pada peristiwa Idul Fitri tidak terdapat pengaruh yang signifikan.

4.12.1 Pengujian Asumsi *White Noise* dan Distribusi Normal ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Agregat

Setelah dilakukan pengujian signifikansi parameter pada model ARIMAX efek variasi kalender. Selanjutnya melihat asumsi *white noise* pada residual sebagai berikut.

Tabel 4.49 Uji Asumsi *White Noise* Data Transformasi Agregat ARIMAX efek Variasi Kalender

Model	Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
ARIMAX (2,0,2)(1,1,1) ⁷	6	3.70	3	7.8147	<i>White Noise</i>
	12	25.26	9	16.919	Tidak <i>White Noise</i>
	18	41.13	15	24.996	Tidak <i>White Noise</i>
	24	51.41	21	32.670	Tidak <i>White Noise</i>
	30	67.45	27	40.113	Tidak <i>White Noise</i>
	36	72.54	33	47.399	Tidak <i>White Noise</i>
	42	74.25	39	54.572	Tidak <i>White Noise</i>
	48	79.27	45	61.656	Tidak <i>White Noise</i>

Berdasarkan tabel 4.49 hasil dari uji asumsi *white noise* data transformasi agregat ARIMAX efek variasi kalender. Hanya terdapat 1 lag yang memenuhi asumsi *white noise* yaitu pada lag 12. Karena model ARIMAX tersebut tidak memenuhi asumsi *white noise*, sehingga tidak dapat dilanjutkan pada analisis ARIMAX penambahan *outlier*. Adapun pengujian normal berikut.

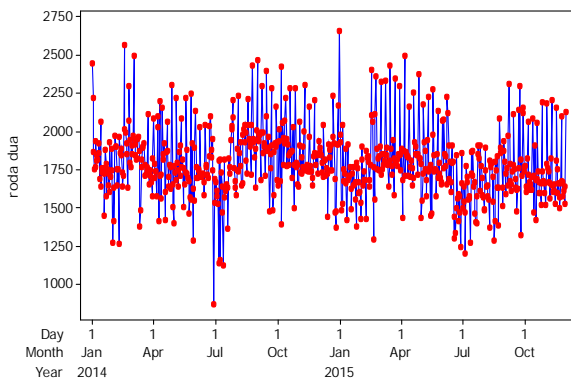
Tabel 4.50 Uji Residual Berdistribusi Normal Pada Data Transformasi Agregat ARIMAX Efek Variasi Kalender

Model ARIMA	D	$D_{(1-0.05;n>40)}$	Kesimpulan
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,2) ⁷	0.042882	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.50 uji residual asumsi distribusi normal data transformasi agregat model ARIMAX efek variasi kalender memenuhi asumsi normal.

4.13 Pemodelan Data Roda Dua dengan Metode ARIMA

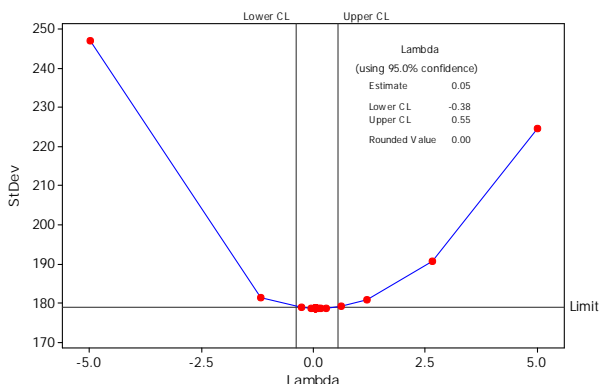
Sebelum melakukan pemodelan pada ARIMA, langkah pertama yang dilakukan Identifikasi *time series* plot pada data penumpang roda dua kapal ferry Ujung-kamal. Melihat pola yang terdapat pada data roda dua, apakah sudah stasioner dalam *mean*. Adapun hasil *time series* plot data roda dua sebagai berikut.



Gambar 4.34 Time Series Plot Data Roda Dua

Berdasarkan gambar 4.34 *time series* plot data roda dua, menunjukkan pola data yang belum stasioner dalam *mean*. Karena data roda dua berfluktuatif, yaitu adanya peningkatan dan penurunan yang terjadi dihari-hari tertentu. Melihat stasioneran data dalam *varians* menggunakan *box-cox* dan stasioner dalam *mean* selain *time series* plot menggunakan plot ACF dan PACF.

Selanjutnya melihat stasioner dalam *varians* dengan plot *box-cox*. Stasioner dalam *varians* dengan melihat nilai *rounded value*, apabila nilai *rounded value* yang dihasilkan kurang dari 1.00 maka diperlukan transformasi pada data roda dua. Adapun hasil dari *box-cox* pada data roda dua kapal ferry Ujung-Kamal sebagai berikut.

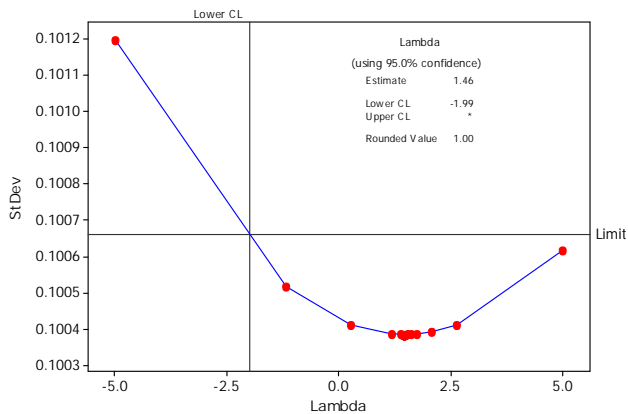


Gambar 4.35 *Box-Cox* Data Roda Dua

Berdasarkan gambar 4.35 hasil plot *box-cox* pada data roda dua. Nilai *rounded value* yang dihasilkan sebesar 0.00, dengan batas atas sebesar 0.55 dan batas bawah sebesar -0.38. Karena nilai dari *rounded value* yang dihasilkan kurang dari 1.00. Sehingga data roda dikatakan belum stasioner dalam *varians*. Data roda dua perlu dilakukan transformasi $\ln Z_t$.

Selanjutnya melakukan transformasi pada data roda dua dengan $\ln Z_t$. Selanjutnya hasil dari data yang telah

ditransformasi dilakukan plot *box-cox*. Melihat stasioner dalam *varians* dengan nilai *rounded value* yang lebih besar dari 1 dikatakan data sudah stasioner dalam *varians*. Adapun hasil dari transformasi plot *box-cox* sebagai berikut.



Gambar 4.36 Hasil Transformasi Plot *Box-Cox* Data Roda Dua

Berdasarkan gambar 4.36 hasil transformasi plot *box-cox* pada data roda dua. Nilai *rounded value* yang dihasilkan sebesar 1.00, dengan batas atas tak terhingga dan batas bawah sebesar -1.99. Sehingga data transformasi roda dua dikatakan sudah stasioner dalam *varians*.

Setelah melihat stasioner dalam *varians*, selanjutnya melihat stasioner dalam *mean* secara inferensia dengan pengujian *Dicky Fuller* sebagai berikut.

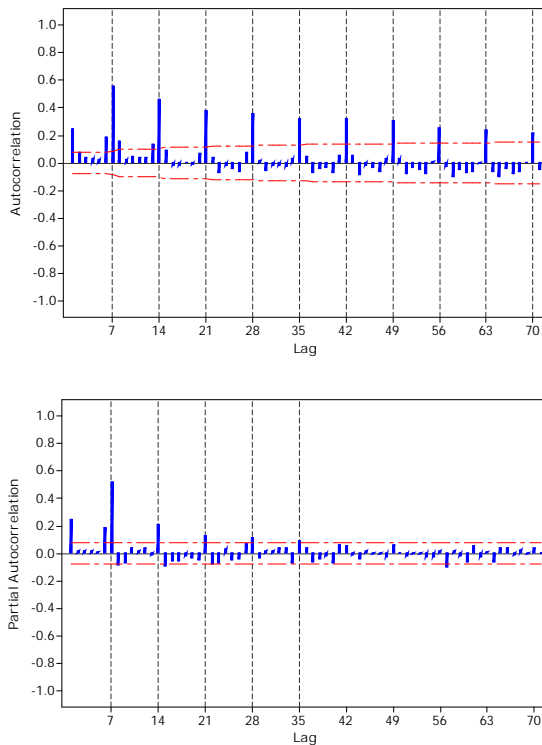
Tabel 4.51 Uji Dicky Fuller Data Transformasi Roda Dua

Parameter	\dagger_{hitung}	\dagger_{tabel}
U	-15.9369	1.95

Berdasarkan tabel 4.51 hasil pengujian *Dicky Fuller* pada data transformasi roda dua. Nilai \dagger_{hitung} yang dihasilkan lebih besar dari \dagger_{tabel} . Sehingga kesimpulan yang dihasilkan data

transformasi roda dua belum stasioner dalam *mean*. Karena data belum stasioner dalam *mean*, sehingga perlu dilakukan *differencing*.

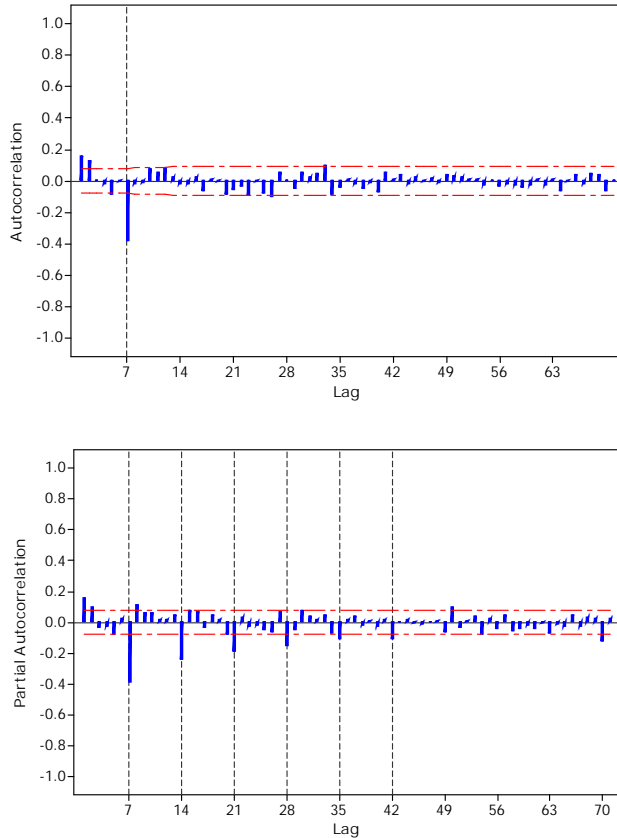
Memastikan kembali stasioner dalam *mean* selain secara inferensia, juga dapat dilihat secara visual dengan plot ACF dan PACF. Adapun hasil plot ACF dan PACF data transformasi roda dua sebagai berikut.



Gambar 4.37 Plot ACF dan PACF Data Transformasi Roda Dua

Berdasarkan tabel 4.37 hasil plot ACF dan PACF data transformasi roda dua. Plot ACF menunjukkan turun lambat pada lag 7,14,21,28,35,42 ,49. Sedangkan plot PACF *cut off* pada lag 1,6,7,8,14,21,28. Karena ACF turun lambat pada kelipatan 7.

Sehingga diperlukan adanya *differencing* musiman 7 pada data transformasi roda dua sebagai berikut hasil *differencing*.



Gambar 4.38 Hasil *Differencing* Plot ACF dan PACF Data Transformasi Roda Dua

Berdasarkan gambar 4.38 plot hasil *differencing* ACF dan PACF data transformasi roda dua, plot ACF menunjukkan *cut off* pada lag 1,2,7,10,12. Sedangkan plot PACF *cut off* pada lag ke 1,2,7,8,14,21,28. Karena terdapat *differencing* musiman 7, sehingga model ARIMA yaitu ARIMA (2,0,2)(1,1,1)⁷, ARIMA ([2,6],0,2)(0,1,2)⁷, ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,2)⁷ dan ARIMA

$([1,2,6],0,1)(0,1,2)^7$. Pada ketiga model ARIMA penduga, dilakukan pengujian signifikansi parameter, asumsi *white noise* dan distribusi normal.

4.13.1 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua

Setelah mendapatkan model ARIMA penduga pada data roda dua, selanjutnya melankukan pengujian signifikansi parameter. Untuk melihat apakah parameter pada model ARIMA penduga signifikan atau tidak berikut hasil pengujiannya.

Tabel 4.52 Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua

Model	Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
ARIMA $(2,0,2)(1,1,1)^7$	μ_1	-0.54327	-4.80	1.9634	Signifikan
	μ_2	0.30848	2.76	1.9634	Signifikan
	Θ_1	0.98951	32.47	1.9634	Signifikan
	W_1	-0.30180	-3.04	1.9634	Signifikan
	W_2	0.58101	5.82	1.9634	Signifikan
	Φ_1	0.29840	7.53	1.9634	Signifikan
ARIMA $([2,6],0,2)(0,1,2)^7$	μ_1	-0.23976	-6.55	1.9634	Signifikan
	μ_2	0.30320	2.81	1.9634	Signifikan
	Θ_1	0.76170	19.28	1.9634	Signifikan
	Θ_2	0.21657	5.63	1.9634	Signifikan
	W_2	0.47214	4.57	1.9634	Signifikan
	W_6	0.14209	3.81	1.9634	Signifikan
ARIMA $([1,2,6],0,0)(0,1,2)^7$	Θ_1	0.79176	19.95	1.9634	Signifikan
	Θ_2	0.18409	4.74	1.9634	Signifikan
	W_1	0.26141	7.11	1.9634	Signifikan
	W_2	0.13015	3.51	1.9634	Signifikan
	W_6	0.16639	4.62	1.9634	Signifikan
	μ_1	0.66425	6.74	1.9634	Signifikan
	Θ_1	0.87047	14.33	1.9634	Signifikan

Tabel 4.52 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Data Transformasi Roda Dua

Model	Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	<i>t-tabel</i>	Kesimpulan
ARIMA ([1,2,6],0,1)(0,1,2) ⁷	Θ_2	0.12269	2.73	1.9634	Signifikan
	w_1	0.90668	8.92	1.9634	Signifikan
	w_2	-0.11339	-2.32	1.9634	Signifikan
	w_6	0.12030	3.02	1.9634	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.52 uji signifikan parameter pada transformasi data roda dua. Menunjukkan ke empat model ARIMA penduga, semua parameternya signifikan. Karena *t-value* yang dihasilkan pada ke empat model lebih besar dari *t-tabel*. Parameter dari model ARIMA penduga yang signifikan, dilakukan pengujian asumsi residual *white noise* dan residual berdistribusi normal.

4.13.2 Pengujian Asumsi Residual *White Noise* dan Residual Distribusi Normal pada ARIMA Data Transformasi Roda Dua

Setelah mendapatkan model ARIMA penduga yang signifikan, selanjutnya melakukan pengujian asumsi residual *white noise* dan distribusi normal. Pengujian asumsi residual *white noise* untuk melihat parameter yang terestimasi *white noise* atau tidak dari ke empat model ARIMA penduga. Adapun hasil pengujiannya sebagai berikut.

Tabel 4.53 Uji Asumsi Residual *White Noise* Data Transformasi Roda Dua

Model	Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
ARIMA (2,0,2)(1,1,1) ⁷	12	18.76	6	12.591	Tidak <i>White Noise</i>
	18	27.38	12	21.026	Tidak <i>White Noise</i>
	24	34.54	18	28.869	Tidak <i>White Noise</i>
	30	47.62	24	36.415	Tidak <i>White Noise</i>
	36	59.45	30	43.773	Tidak <i>White Noise</i>
	42	64.47	36	50.998	Tidak <i>White Noise</i>
	48	69.60	42	58.124	Tidak <i>White Noise</i>
ARIMA ([2,6],0,2)(0,1,2) ⁷	12	7.48	6	12.591	<i>White Noise</i>
	18	21.57	12	21.026	Tidak <i>White Noise</i>

Tabel 4.53 Lanjutan Uji Asumsi Residual *White Noise* Data Transformasi Roda Dua

Model	Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,2) ⁷	24	25.07	18	28.869	<i>White Noise</i>
	30	34.45	24	36.415	<i>White Noise</i>
	36	43.04	30	43.773	<i>White Noise</i>
	42	48.76	36	50.998	<i>White Noise</i>
	48	56.82	42	58.124	<i>White Noise</i>
	6	1.57	1	3.8414	<i>White Noise</i>
	12	7.59	7	14.067	<i>White Noise</i>
	18	20.90	13	22.362	<i>White Noise</i>
	24	25.04	19	30.143	<i>White Noise</i>
	30	34.81	25	37.652	<i>White Noise</i>
	36	44.34	31	44.985	<i>White Noise</i>
	42	49.82	37	52.192	<i>White Noise</i>
	48	57.56	43	59.303	<i>White Noise</i>
	12	6.90	6	12.591	<i>White Noise</i>
	18	16.59	12	21.026	<i>White Noise</i>
ARIMA ([1,2,6],0,1)(0,1,2) ⁷	24	21.61	18	28.869	<i>White Noise</i>
	30	30.25	24	36.415	<i>White Noise</i>
	36	37.53	30	43.773	<i>White Noise</i>
	42	43.41	36	50.998	<i>White Noise</i>
	48	52.24	42	58.124	<i>White Noise</i>

Berdasarkan tabel 4.53 pengujian asumsi residual *white noise* pada data roda dua. Nilai *chi-square* hitung yang dihasilkan pada ke empat model ARIMA penduga yang memenuhi asumsi residual *white noise*. Terdapat dua model ARIMA penduga yaitu ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,2)⁷ dan ARIMA ([1,2,6],0,1)(0,1,2)⁷ memenuhi asumsi *white noise*. Sedangkan ARIMA (2,0,2)(1,1,1)⁷ dan ARIMA ([2,6],0,2)(0,1,2)⁷ tidak memenuhi asumsi *white noise*.

Selanjutnya dari model ARIMA penduga yang parameternya signifikan dan memenuhi asumsi residual *white noise*, dilakukan pada pengujian asumsi residual distribusi normal. Adapun hasil pengujian asumsi residual distribusi normal sebagai berikut.

Tabel 4.54 Uji Residual Berdistribusi Normal Pada Data Transformasi Roda Dua

Model ARIMA	D	$D_{(1-0.05;n>40)}$	Kesimpulan
ARIMA $([1,2,6],0,0)(0,1,2)^7$	0.090589	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal
ARIMA $([1,2,6],0,1)(0,1,2)^7$	0.094043	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.54 hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal pada kedua model ARIMA penduga. ARIMA $([1,2,6],0,0)(0,1,2)^7$ dan ARIMA $([1,2,6],0,1)(0,1,2)^7$, nilai *kolmogrov* yang dihasilkan lebih besar dari tabel. Sehingga residual data pada kedua model ARIMA penduga tidak berdistribusi normal. Residual pada data roda dua tidak normal disebabkan karena adanya *outlier*. selanjutnya dapat dilakukan pemodelan ARIMAX variasi kalender

4.13.3 Kriteria Pemilihan Model Terbaik Pada ARIMA Data Transformasi Roda Dua

Pemilihan model terbaik pada data roda dua, dilihat dari nilai *error* terkecil dari data RMSE dan MAPE. Nilai *error* terkecil dari model ARIMA, dipilih untuk memodelkan variasi kalender. Adapun hasil pengujiannya sebagai berikut.

Tabel 4.55 Kriteria Pemilihan Model Terbaik Pada Data Transformasi Roda Dua

Model ARIMA	RMSE	MAPE
ARIMA $([1,2,6],0,0)(0,1,2)^7$	0.12994	1.319%
ARIMA $([1,2,6],0,1)(0,1,2)^7$	0.12811	1.128%

Berdasarkan tabel 4.55 pemilihan model terbaik dilihat dari nilai *error* terkecil dari nilai RMSE dan MAPE. Nilai RMSE terkecil dan MAPE terkecil terdapat pada ARIMA $([1,2,6],0,1)(0,1,2)^7$, RMSE sebesar 0.12811 dan MAPE terkecil sebesar 1.128%. Sehingga model ARIMA $([1,2,6],0,1)(0,1,2)^7$ digunakan untuk menganalisis ARIMAX variasi kalender.

4.14 Peramalan ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Roda Dua Kapal Ferry Ujung-Kamal

Peramalan pada penumpang roda dua kapal ferry Ujung-Kamal menggunakan metode ARIMAX variasi kalender, untuk melihat adanya peningkatan dihari-hari tertentu seperti hari raya islam. Penumpang roda dua yang jumlahnya meningkat dibanding hari-hari biasa menyebabkan adanya *outlier* pada data roda dua. Kejadian yang terdapat *outlier* pada hari raya islam seperti Idul Adha dan Idul Fitri biasanya tradisi masyarakat pulang ke kampung halaman pada saat Idul Fitri dan pada saat Idul Adha masyarakat Madura lebih banyak yang pulang karena tradisi toron. Metode ARIMAX variasi kalender untuk melihat apakah terdapat pengaruh peningkatan jumlah penumpang roda dua pada hari raya islam. Variabel independen yang digunakan yaitu *dummy outlier* hari raya islam dan *outlier* yang tidak diketahui penyebabnya. Adapun hasil dari *dummy outlier* yang terdapat pada model ARIMA tersebut, terdapat *outlier* karena kejadian hari raya islam sebagai berikut.

Tabel 4.56 Kejadian *Outlier* Data Transformasi Roda Dua

Data Ke	Tanggal	Kejadian
3	3 Januari 2014	-
31	31 Januari 2014	Tahun Baru Imlek 2565
40	9 Februari 2014	-
71	12 Maret 2014	-
99	9 April 2014	-
100	10 April 2014	-
149	29 Mei 2014	Kenaikan Yesus
180	29 Juni 2014	Hari 2 Ramadhan
187	6 Juli 2014	Hari 8 Ramadhan
190	9 Juli 2014	Hari 11 Ramadhan
194	13 Juli 2014	Hari 15 Ramadhan
197	16 Juli 2014	Hari 18 Ramadhan
201	19 Juli 2014	Hari 21 Ramadhan
209	28 Juli 2014	Hari Raya Idul Fitri
210	29 Juli 2014	Hari Raya Idul Fitri
262	19 September 2014	-

Tabel 4.56 Lanjutan Kejadian *Outlier* Data Transformasi Roda Dua

Data Ke	Tanggal	Kejadian
267	24 September 2014	-
277	4 Oktober 2014	Idul Adha
280	7 Oktober 2014	-
348	14 Desember 2014	-
359	25 Desember 2014	-
360	26 Desember 2014	-
365	31 Desember 2014	Malam Tahun Baru
415	19 Februari 2015	-
458	3 April 2015	-
486	1 Mei 2015	-
534	18 Juni 2015	10 Hari Ramadhan
563	17 Juli 2015	Hari Raya Idul Fitri
564	18 Juli 2015	Hari Raya Idul Fitri
566	20 Juli 2015	2 Hari Setelah Idul Fitri
594	17 Agustus 2015	Peringatan 17 Agustus
631	23 September 2015	Idul Adha
632	24 September 2015	1 Hari Setelah Idul Adha
635	27 September 2015	-

Berdasarkan tabel 4.56 hasil dari kejadian *outlier* pada data transformasi roda dua dari model ARIMA $([1,2,6],0,1)(0,1,2)^7$. *Outlier* yang terdapat pada model ARIMA $([1,2,6],0,1)(0,1,2)^7$ terdapat *outlier* efek variasi kalender hari raya islam. Pada model ARIMA tersebut *outlier* yang terdapat pada model dilakukan analisis selanjutnya yaitu ARIMAX variasi kalender, dimana menggunakan *dummy outlier* salah satunya efek variasi kalender kejadian hari raya islam. Selanjutnya melakukan pengujian signifikansi parameter, asumsi residual *white noise* dan distribusi normal pada model ARIMAX.

4.14.1 Pengujian Signifikansi Parameter dengan ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Roda Dua

Setelah mendapatkan model ARIMA, selanjutnya melakukan pengujian signifikansi parameter dengan model ARIMAX menggunakan *dummy outlier* efek variasi kalender.

Pengujian ini untuk melihat apakah parameter dari model ARIMAX signifikan atau tidak. Serta apakah parameter dari *dummy outlier* efek variasi kalender mempengaruhi atau tidak berikut hasil analisisnya.

Tabel 4.57 Uji Signifikansi Parameter Pada ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Roda Dua

Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	<i>t-tabel</i>	Kesimpulan
μ_1	0.72512	6.72	1.9635	Signifikan
Θ_1	0.97977	48.95	1.9635	Signifikan
w_1	1.07533	9.57	1.9635	Signifikan
w_2	-0.22095	-3.74	1.9635	Signifikan
w_6	0.08168	2.05	1.9635	Signifikan
Φ_1	0.21875	4.40	1.9635	Signifikan
S_{180}	-0.62629	-9.38	1.9635	Signifikan
S_{365}	0.36479	5.68	1.9635	Signifikan
S_{190}	-0.38448	-5.97	1.9635	Signifikan
S_{632}	-0.29356	-4.42	1.9635	Signifikan
S_{415}	-0.36114	-5.62	1.9635	Signifikan
S_{280}	-0.37209	-5.79	1.9635	Signifikan
S_{534}	-0.22072	-3.43	1.9635	Signifikan
S_{594}	-0.28995	-4.50	1.9635	Signifikan
S_{99}	-0.26314	-3.96	1.9635	Signifikan
S_{31}	-0.30246	-4.71	1.9635	Tidak Signifikan
S_3	-0.04142	-0.61	1.9635	Tidak Signifikan
S_{149}	-0.29861	-4.64	1.9635	Signifikan
S_{631}	0.28578	4.30	1.9635	Signifikan
S_{566}	-0.24579	-3.83	1.9635	Signifikan
S_{71}	-0.24494	-3.82	1.9635	Signifikan
S_{187}	-0.30995	-4.50	1.9635	Signifikan
S_{194}	-0.27389	-4.12	1.9635	Signifikan

Tabel 4.57 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Pada ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Roda Dua

Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	t-tabel	Kesimpulan
S_{458}	-0.23796	-3.71	1.9635	Signifikan
S_{360}	-0.20480	-3.18	1.9635	Signifikan
S_{40}	-0.24893	-3.87	1.9635	Signifikan
S_{108}	-0.22740	-3.54	1.9635	Signifikan
S_{201}	0.23428	3.45	1.9635	Tidak Signifikan
S_{262}	-0.24083	-3.75	1.9635	Tidak Signifikan
S_{267}	-0.18431	-2.88	1.9635	Tidak Signifikan
S_{635}	0.19636	3.05	1.9635	Tidak Signifikan
S_{100}	0.20854	3.14	1.9635	Tidak Signifikan
S_{277}	0.06338	0.99	1.9635	Tidak Signifikan
S_{209}	0.01199	0.17	1.9635	Tidak Signifikan
S_{210}	0.01706	0.25	1.9635	Tidak Signifikan
S_{563}	-0.07191	-1.08	1.9635	Tidak Signifikan
S_{564}	0.03341	0.50	1.9635	Tidak Signifikan

Berdasarkan tabel 4.49 hasil uji signifikansi parameter pada ARIMAX variasi kalender data transformasi roda dua. Nilai parameter model ARIMAX $([1,2,6],0,1)(0,1,2)^7$ tidak signifikan. Sehingga model ARIMAX tersebut menjadi ARIMAX $([1,2,6],0,1)(1,1,1)^7$. Jika dilihat parameter dari *dummy outlier* efek variasi kalender Idul Adha dan bulan Ramadhan parameter yang dihasilkan signifikan. Hal tersebut karena nilai dari *t-value* yang dihasilkan lebih besar dari t-tabel. Sehingga dapat disimpulkan kejadian Idul Adha memberikan pengaruh pada peningkatan jumlah penumpang roda dua lebih banyak dibanding hari biasa. Sedangkan pada efek variasi kalender hari raya Idul Fitri tidak memberikan pengaruh signifikan pada peningkatan Jumlah penumpang roda dua. Karena nilai *t-value* yang dihasilkan dari parameter kurang dari t-tabel. Selanjutnya melakukan uji asumsi residual *white noise* dan residual berdistribusi normal.

4.14.2 Pengujian Asumsi Residual *White Noise* dan Residual Berdistribusi Normal dengan ARIMAX Efek Variasi Kalender

Model ARIMAX $([1,2,6],0,1)(1,1,1)^7$ parameter yang dihasilkan signifikan. Selanjutnya melakukan pengujian asumsi residual *white noise* dan residual berdistribusi normal. Pada pengujian *white noise* mengamati residual dari model yang terestimasi merupakan proses *white noise* atau tidak sebagai berikut.

Tabel 4.58 Uji Asumsi Residual *White Noise* Data Transformasi Roda Dua ARIMAX Efek Variasi Kalender

Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
12	5.24	6	12.591	<i>White Noise</i>
18	8.77	12	21.026	<i>White Noise</i>
24	23.22	18	28.869	<i>White Noise</i>
30	31.45	24	36.415	<i>White Noise</i>
36	35.08	30	43.773	<i>White Noise</i>
42	42.57	36	50.998	<i>White Noise</i>
48	44.81	42	58.124	<i>White Noise</i>

Berdasarkan tabel 4.58 hasil pengujian asumsi residual *white noise* data transformasi roda dua pada ARIMAX variasi kalender. Semua lag yang dihasilkan pada ARIMAX $([1,2,6],0,1)(1,1,1)^7$ memenuhi asumsi residual *white noise*. Karena nilai *chi-square hitung* yang dihasilkan pada model ARIMAX tersebut kurang dari tabel, sehingga *white noise*.

Selanjutnya melakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal untuk melihat apakah residual pada model berdistribusi normal dengan *kolmogrov-smirnov* sebagai berikut.

Tabel 4.59 Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Roda Dua

D	D _(1-0.05;n=40)	Kesimpulan
0.054749	0.05144	Residual Tidak Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.59 hasil uji residual berdistribusi normal ARIMAX variasi kalender. Nilai dari *kolmogrov-smirnov* model ARIMAX $([1,2,6],0,1)(1,1,1)^7$ lebih besar dari tabel. Sehingga dapat disimpulkan residual pada model ARIMAX tersebut tidak memenuhi asumsi distribusi normal. Residual pada model ARIMAX yang tidak memenuhi asumsi distribusi normal, disebabkan adanya indikasi *outlier*. Sehingga langkah selanjutnya melakukan analisis ARIMAX efek variasi kalender penambahan *outlier*.

4.15 ARIMAX Efek Variasi Kalender dengan Penambahan *Outlier* Data Transformasi Roda Dua

Pada pengujian asumsi residual berdistribusi normal, dengan metode ARIMAX efek variasi kalender. Asumsi distribusi norma masi belum terpenuhi, disebabkan adanya *outlier level shift* dan *additive*. Sehingga analisis selanjutnya pengujian signifikansi parameter pada ARIMAX efek variasi kalender dengan penambahan *outlier*. Adapun hasil pengujiannya sebagai berikut.

Tabel 4.60 Uji Signifikansi Parameter Pada ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier* Data Transformasi Roda Dua

Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
μ_1	0.78323	8.36	1.9635	Signifikan
Θ_1	0.99444	17.23	1.9635	Signifikan
w_1	1.10731	11.08	1.9635	Signifikan
w_2	-0.24200	-4.58	1.9635	Signifikan
w_6	0.07280	2.06	1.9635	Signifikan
Φ_1	0.26709	5.37	1.9635	Signifikan
S_{180}	-0.63746	-10.21	1.9635	Signifikan
S_{365}	0.36684	6.16	1.9635	Signifikan
S_{190}	-0.38718	-6.48	1.9635	Signifikan
S_{632}	-0.28905	-4.71	1.9635	Signifikan
S_{415}	-0.35924	-6.02	1.9635	Signifikan

Tabel 4.60 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Pada ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier* Data Transformasi Roda Dua

Parameter	Estimasi	<i>t-value</i>	t-tabel	Kesimpulan
S_{280}	-0.37393	-6.28	1.9635	Signifikan
S_{534}	-0.27085	-4.46	1.9635	Signifikan
S_{594}	-0.28627	-4.80	1.9635	Signifikan
S_{99}	-0.26054	-4.25	1.9635	Signifikan
S_{31}	-0.30164	-5.08	1.9635	Tidak Signifikan
S_3	-0.03992	-0.61	1.9635	Tidak Signifikan
S_{149}	-0.30189	-5.08	1.9635	Signifikan
S_{631}	0.29126	4.74	1.9635	Signifikan
S_{566}	-0.23880	-4.01	1.9635	Signifikan
S_{71}	-0.29251	-4.77	1.9635	Signifikan
S_{187}	-0.31546	-4.85	1.9635	Signifikan
S_{194}	-0.27592	-4.42	1.9635	Signifikan
S_{458}	-0.23701	-3.99	1.9635	Signifikan
S_{360}	-0.21308	-3.56	1.9635	Signifikan
S_{40}	-0.24488	-4.11	1.9635	Signifikan
S_{108}	-0.22229	-3.73	1.9635	Signifikan
S_{201}	0.24324	3.87	1.9635	Tidak Signifikan
S_{262}	-0.24310	-4.09	1.9635	Tidak Signifikan
S_{267}	-0.18307	-3.08	1.9635	Tidak Signifikan
S_{635}	0.19820	3.33	1.9635	Tidak Signifikan
S_{100}	0.20615	3.36	1.9635	Tidak Signifikan
S_{277}	0.05856	0.98	1.9635	Tidak Signifikan
S_{209}	0.01761	0.27	1.9635	Tidak Signifikan
S_{210}	0.02252	0.36	1.9635	Tidak Signifikan
S_{563}	-0.07207	-1.17	1.9635	Tidak Signifikan
S_{564}	0.02684	0.43	1.9635	Tidak Signifikan
$\hat{S}_{ls,3}$	-0.24667	-4.36	1.9635	Tidak Signifikan

Tabel 4.60 Lanjutan Uji Signifikansi Parameter Pada ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier* Data Transformasi Roda Dua

Parameter	Estimasi	t-value	t-tabel	Kesimpulan
$\hat{S}_{ls,535}$	-0.09658	-4.09	1.9635	Tidak Signifikan
$\hat{S}_{ao,499}$	-0.19189	-3.23	1.9635	Tidak Signifikan
$\hat{S}_{ao,147}$	-0.19229	-3.23	1.9635	Tidak Signifikan
$\hat{S}_{ao,175}$	0.19910	3.35	1.9635	Tidak Signifikan
$\hat{S}_{ao,486}$	-0.18973	-3.20	1.9635	Tidak Signifikan
$\hat{S}_{ao,348}$	-0.18663	-3.14	1.9635	Tidak Signifikan
$\hat{S}_{ao,653}$	0.18228	3.06	1.9635	Tidak Signifikan
$\hat{S}_{ao,121}$	-0.18234	-3.07	1.9635	Tidak Signifikan
$\hat{S}_{ao,72}$	-0.18951	-3.09	1.9635	Tidak Signifikan

Berdasarkan tabel 4.60 pengujian signifikansi parameter pada ARIMAX efek variasi kalender dengan penambahan *outlier* data transformasi roda dua. Parameter yang dihasilkan pada peristiwa Idul Adha dan bulan Ramadhan pengaruh yang dihasilkan signifikan. Artinya adanya pengaruh pada peristiwa Idul adha dan bulan Ramdhan pada peningkatan penumpang roda dua. Namun kondisi yang berbeda pada peristiwa Idul Firi Tidak terdapat pengaruh yang signifikan pada peningkatan penumpang roda dua.

4.15.1 Pengujian Asumsi *White Noise* dan Residual Distribusi Normal

Setelah melakukan pengujian signifikansi parameter pada *dummy* peristiwa Idul Fitri, Idul Adha, Ramadhan dan *dummy outlier* yang tidak diketahui penyebabnya. Dilakukan pengujian asumsi *white noise* untuk melihat apakah parameter yang terestimasi *white noise* atau tidak berikut pengujiannya.

Tabel 4.61 Uji Asumsi Residual *White Noise* Data Transformasi Roda Dua ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier*

Lag	²	db	² (1-0.05),db	Kesimpulan
12	2.54	6	12.591	<i>White Noise</i>
18	3.17	12	21.026	<i>White Noise</i>
24	20.80	18	28.869	<i>White Noise</i>
30	28.58	24	36.415	<i>White Noise</i>
36	32.81	30	43.773	<i>White Noise</i>
42	35.69	36	50.998	<i>White Noise</i>
48	38.11	42	58.124	<i>White Noise</i>

Berdasarkan tabel 4.61 pengujian asumsi *white noise* pada data transformasi roda dua metode ARIMAX efek variasi kalender dengan penambahan *outlier*. Semua lag yang dihasilkan *chi-square* hitung kurang dari *chi-square* tabel. Hal ini berarti semua lag sudah memenuhi asumsi *white noise*. Selanjutnya melakukan pengujian asumsi distribusi normal pada transformasi agregat adapun hasil pengujiannya sebagai berikut.

Tabel 4.62 Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier* Data Transformasi Roda Dua

<i>D</i>	<i>D</i> _(1-0.05;n>40)	Kesimpulan
0.044796	0.05144	Residual Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.62 hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal. Nilai *kolmogrov-smirnov* yang dihasilkan sebesar 0.044796 kurang dari tabel sebesar 0.05144. menunjukkan residual sudah memenuhi asumsi distribusi normal.

4.15.2 Kesalahan *Error* Terkecil Pada ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier* Data Transformasi Roda Dua

Pada analisis ARIMAX efek variasi kalender penambahan *outlier*, parameter yang dihasilkan sudah signifikan, *white noise* dan berdistribusi normal. Didapatkan kriteria kesalahan *error* terkecil pada RMSE dan MAPE sebagai berikut.

Tabel 4.63 Kriteria Kesalahan *Error* Terkecil ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier*

RMSE	MAPE
183.376	8.3%

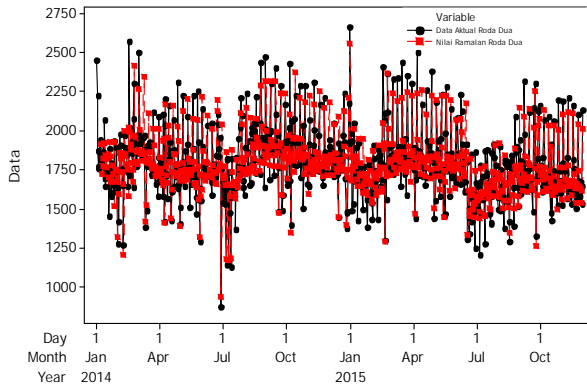
Berdasarkan tabel 4.63 hasil kesalahan *error* terkecil pada analisis ARIMAX efek variasi kalender dengan penambahan *outlier* pada data roda dua diperoleh nilai RMSE sebesar 183.376 dan nilai MAPE sebesar 8.3%.

Adapun persamaan model ARIMAX efek variasi kalender dengan penambahan *outlier* data transformasi roda dua. Dimana transformasi yang digunakan $\ln Z_t$ diperoleh sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 Z_{2,t}^+ &= -0.63746_t^{180} + 0.36684_t^{365} - 0.38718_t^{190} + \dots - 0.18951_{ao,t}^{564} + \frac{(1 - \phi_1 B)(1 - \theta_1 B^7)}{(1 - w_1 B - w_2 B^2 - w_6 B^6)(1 - \phi_1 B^7)(1 - B^S)D} a_t \\
 &= -0.63746_t^{180} + 0.36684_t^{365} - 0.38718_t^{190} + \dots - 0.18951_{ao,t}^{564} + \frac{(1 - \phi_1 B)(1 - \theta_1 B^7)}{(1 - w_1 B - w_2 B^2 - w_6 B^6 - \phi_1 B^7 + w_1 \phi_1 B^8 + w_2 \phi_1 B^9 + w_6 \phi_1 B^{13})(1 - B^7)^1} a_t \\
 &= -0.63746_t^{180} + 0.36684_t^{365} - 0.38718_t^{190} + \dots - 0.18951_{ao,t}^{564} \\
 &\quad + \frac{(1 - 0.78323B)(1 - 0.99444B^7)}{(1 - 1.10731B + 0.24200B^2 - 0.07280B^6 - 0.26709B^7 + 0.295751B^8 - 0.06464B^9 + 0.019444B^{13})(1 - B^7)^1} a_t
 \end{aligned}$$

4.15.3 Nilai Ramalan pada Metode ARIMAX Efek Variasi Kalender Data Transformasi Roda Dua

Setelah melakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal. Selanjutnya mendapatkan nilai ramalan dari model ARIMAX variasi kalender pada data roda dua 1 periode kedepan. Adapun hasil dari *time series* plot nilai ramalan dan plot data transformasi roda dua ditunjukkan pada gambar dibawah ini.



Gambar 4.39 Time Series Plot Data Transformasi Roda Dua dengan Data Ramalan ARIMAX Efek Variasi Kalender Penambahan *Outlier*

Berdasarkan *time series* plot yang ditunjukkan pada gambar 4.39 plot data ramalan dengan plot data aktual roda dua. Menunjukkan plot yang merapat. Hal ini berarti model ARIMAX yang digunakan untuk meramalkan penumpang roda dua sudah tepat.

Selanjutnya hasil dari nilai ramalan dari data transformasi roda dua sebagai berikut.

Tabel 4.64 Hasil *Forecasting* Pada Data Roda Dua dengan Metode ARIMAX Efek Variasi Kalender

Tanggal	Jumlah Penumpang Roda Dua dengan Transformasi $\ln Z_t$	Jumlah Penumpang Roda Dua
1 Januari 2016	7.3789	1602
2 Januari 2016	7.318	1507
3 Januari 2016	7.3988	1634
4 Januari 2016	7.5943	1987
5 Januari 2016	7.4428	1707
6 Januari 2016	7.4278	1682
7 Januari 2016	7.5039	1815

Tabel 4.64 Lanjutan Hasil *Forecasting* Pada Data Roda Dua dengan Metode ARIMAX Efek Variasi Kalender

Tanggal	Jumlah Penumpang Roda Duat dengan Transformasi $\ln Z_t$	Jumlah Penumpang Roda Dua
8 Januari 2016	7.4091	1651
9 Januari 2016	7.3522	1600
10 Januari 2016	7.4002	1636
11 Januari 2016	7.6095	2017
12 Januari 2016	7.4501	1720
13 Januari 2016	7.4224	1673
14 Januari 2016	7.4471	1715
15 Januari 2016	7.4043	1643
16 Januari 2016	7.3514	1558
17 Januari 2016	7.3946	1627
18 Januari 2016	7.6096	2017
19 Januari 2016	7.4491	1718
20 Januari 2016	7.4181	1666
21 Januari 2016	7.4302	1686
22 Januari 2016	7.3994	1635
23 Januari 2016	7.3474	1552
24 Januari 2016	7.3898	1619
25 Januari 2016	7.6064	2011
26 Januari 2016	7.4459	1713
27 Januari 2016	7.4143	1659
28 Januari 2016	7.4237	1675
29 Januari 2016	7.3958	1629
30 Januari 2016	7.3441	1547
31 Januari 2016	7.3864	1614

Berdasarkan tabel 4.64 hasil dari ramalan pada data roda dua dengan metode ARIMAX efek variasi kalender penambahan

outlier. Ramalan yang dihasilkan dalam 1 periode kedepan mulai 1 Januari 2016 sampai dengan 31 Januari 2016.

4.15.4 Perbandingan Metode Terbaik pada Intervensi dan ARIMAX

Berdasarkan hasil kesalahan *error* terkecil pada data penumpang agregat dan roda dua. kedua metode intervensi dan ARIMAX didapatkan nilai kesalahan *error* terkecil pada data *out sample* sebagai berikut.

Tabel 4.65 Perbandingan Nilai Kesalahan *Error* Terkecil pada Kedua Metode

Metode	Variabel	RMSE	MAPE
Intervensi	Agregat	407.276	13.25%
	Roda Dua	157.251	7.78%
ARIMAX	Agregat	363.123	13.54%
	Roda Dua	183.376	8.3%

Berdasarkan tabel 4.65 menunjukkan hasil dari kesalahan *error* terkecil pada data *out sample*, dengan metode intervensi dan ARIMAX. Jika dibandingkan kedua metode tersebut yang menghasilkan *error* terkecil pada data *out sample*, untuk penumpang agregat dan roda dua. Pada metode intervensi nilai RMSE dan MAPE yang dihasilkan lebih kecil dibanding ARIMAX. Sehingga metode yang baik digunakan pada analisis tersebut yaitu intervensi.

LAMPIRAN A

Data Penumpang Agregat dan Roda Dua Kapal Ferry Ujung-Kamal

No	Tahun	Bulan	Tanggal	Agregat	Roda dua
1	2014	Januari	1	4392	2453
2	2014	Januari	2	3594	2230
3	2014	Januari	3	2972	1876
4	2014	Januari	4	3351	1759
5	2014	Januari	5	3694	1775
6	2014	Januari	6	2937	1943
7	2014	Januari	7	2671	1817
8	2014	Januari	8	2393	1848
9	2014	Januari	9	2437	1824
10	2014	Januari	10	2770	1868
11	2014	Januari	11	3798	1931
.
.
.
360	2014	Desember	26	1892	1378
361	2014	Desember	27	2260	1480
362	2014	Desember	28	2887	1924
363	2014	Desember	29	2456	2178
364	2014	Desember	30	2541	1922
365	2014	Desember	31	3940	2668
.
.
.

Data Penumpang Agregat dan Roda Dua Kapal Ferry Ujung-Kamal

No	Tahun	Bulan	Tanggal	Agregat	Roda dua
558	2015	Juli	12	1965	1279
559	2015	Juli	13	2417	1872
560	2015	Juli	14	2480	1734
561	2015	Juli	15	3081	1720
562	2015	Juli	16	3881	1882
563	2015	Juli	17	2891	1645
564	2015	Juli	18	3393	1676
.
.
.
610	2015	September	2	1493	1598
611	2015	September	3	1570	1728
612	2015	September	4	1666	1769
613	2015	September	5	1806	1651
.
.
.
723	2015	Desember	24	2534	1360
724	2015	Desember	25	1792	1166
725	2015	Desember	26	2077	1369
726	2015	Desember	27	2612	1777
727	2015	Desember	28	2150	2012
728	2015	Desember	29	1773	1774
729	2015	Desember	30	1824	1682
730	2015	Desember	31	2503	2193

LAMPIRAN B**Program SAS Dicky Fuller Data Transformasi Agregat
Sebelum Intervensi**

```
data agregat;
input y;
datalines;
0.0002277
0.0002782
0.0003365
0.0002984
.
.
.
.
0.0004523
0.0004719
0.0003801
0.0004717
0.0005376
0.0005260
0.0004552
0.0003823
0.0003642

;
data agregat;
set agregat;
y1=lag1(y);
yd=y-y1;
run;
proc reg data=agregat;
model yd=y1/noint;
run;
```

Program SAS Dicky Fuller Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi

```
data roda;
input y;
datalines;
7.80507
7.70976
7.53690
7.47250
7.48156
7.57199
7.50494
7.52186
7.50879
7.53262
7.56579
7.43662
7.63579
7.40550
.
.
.
.
7.47760
7.64396
7.52726
7.51861
7.48549
7.41337
7.71110
;
data roda;
set roda;
y1=lag1(y);
yd=y-y1;
run;
proc reg data=roda;
model yd=y1/noint;
run;
```

LAMPIRAN C

Program SAS ARIMA Sebelum Intervensi Data Transformasi Agregat

```

data agregat;
input x;
datalines;
0.0002277
0.0002782
0.0003365
0.0002984
0.0002707
0.0003405
0.0003744
.
.
.
0.0004523
0.0004719
0.0003801
0.0004717
0.0005376
0.0005260
0.0004552
0.0003823
0.0003642
;
proc arima data=agregat;
identify var=x(7);
run;
estimate p=(1 2) q=(2 6)(7) noconstant method=ml;
outlier maxnum=100 alpha=0.05;
forecast out=ramalan lead=31;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```


Program SAS ARIMA Sebelum Intervensi Data Transformasi Roda Dua

```
data roda;
input x;
datalines;
7.80507
7.70976
7.53690
7.47250
7.48156
7.57199
7.50494
7.52186
7.50879
7.53262
.
.
.
7.52726
7.51861
7.48549
7.41337
7.71110
;
proc arima data=roda;
identify var=x(7);
run;
estimate p=(2 6) q=(1)(7 14) noconstant method=ml;
outlier maxnum=100 alpha=0.05;
forecast out=ramalan lead=31;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

LAMPIRAN D

Program SAS Intervensi Data Transformasi Agregat

```

data agregat;
input x st;
datalines;
0.0002277      0
0.0002782      0
0.0003365      0
0.0002984      0
0.0002707      0
0.0003405      0
0.0003744      0
0.0004179      0
0.0004103      0
0.0003610      0
.              .
.              .
.              .
0.0006845      1
0.0007052      1
0.0006357      1
0.0004941      1
0.0005882      1
.              1
.              1
.              1
.              1
;
proc arima data=agregat;
identify var=x(7) crosscorr=(St(7)) noprint;
run;
estimate p=(1 2 ) q=(2 6)(7) input=(15$(1)/(0) st) noint method=ml;
run;
outlier maxnum=100 alpha=0.05;
run;
forecast out=ramalan lead=31;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan plot normal;
var residual;
run;

```

Program SAS Intervensi Data Transformasi Roda Dua

```

data roda;
input x st;
datalines;
7.80507 0
7.70976 0
7.53690 0
7.47250 0
7.48156 0
7.57199 0
7.50494 0
. .
. .
. .
7.42774 1
7.36645 1
7.42417 1
7.38956 1
7.33433 1
7.40792 1
7.66622 1
. 1
. 1
. 1
. 1
. 1
;
proc arima data=roda;
identify var=x(7) crosscorr=(St(7)) noprint;
run;
estimate p=(2 6) q=(1)(7) input=(15$(1)/(0) st) noint method=ml;
run;
outlier maxnum=100 alpha=0.05;
run;
forecast out=b lead=31;
run;
proc print data=b;
run;
proc univariate data=b plot normal;
var residual;
run;

```

LAMPIRAN E

Program Sas Intervensi dengan Penambahan *Outlier* Data Agregat

[illegible]

Program Sas Intervensi dengan Penambahan *Outlier* Data Roda Dua

```

data roda;
input x st;
datalines;
7.80507      0
7.70976      0
7.53690      0
7.47250      0
.            .
.            .
.            .
7.42417      1
7.38956      1
7.33433      1
7.40792      1
7.66622      1
.            1
.            1
.            1
;
data roda;
set roda;
if _n_=180 then ao180=1;else ao180=0;
if _n_=190 then ao190=1;else ao190=0;
if _n_=365 then ao365=1;else ao365=0;
if _n_=280 then ao280=1;else ao280=0;
if _n_=415 then ao415=1;else ao415=0;
if _n_=631 then ao631=1;else ao631=0;
if _n_=594 then ao594=1;else ao594=0;
if _n_=31 then ao31=1;else ao31=0;
if _n_=99 then ao99=1;else ao99=0;
if _n_=566 then ao566=1;else ao566=0;
if _n_=149 then ao149=1;else ao149=0;
if _n_=632 then ao632=1;else ao632=0;
if _n_=187 then ao187=1;else ao187=0;
if _n_=194 then ao194=1;else ao194=0;
if _n_=71 then ao71=1;else ao71=0;
if _n_=40 then ao40=1;else ao40=0;
if _n_=360 then ao360=1;else ao360=0;
if _n_=108 then ao108=1;else ao108=0;
if _n_=458 then ao458=1;else ao458=0;
if _n_=201 then ao201=1;else ao201=0;
if _n_=262 then ao262=1;else ao262=0;
if _n_=551 then ao551=1;else ao551=0;
if _n_=534 then ao534=1;else ao534=0;
if _n_=558 then ao558=1;else ao558=0;
if _n_=486 then ao486=1;else ao486=0;
if _n_=348 then ao348=1;else ao348=0;
if _n_=635 then ao635=1;else ao635=0;
if _n_=100 then ao100=1;else ao100=0;
if _n_=267 then ao267=1;else ao267=0;
if _n_=653 then ao653=1;else ao653=0;
if _n_=359 then ao359=1;else ao359=0;
if _n_=567 then ao567=1;else ao567=0;
if _n_=72 then ao72=1;else ao72=0;
if _n_=33 then ao33=1;else ao33=0;
if _n_=121 then ao121=1;else ao121=0;
if _n_=175 then ao175=1;else ao175=0;
if _n_=208 then ao208=1;else ao208=0;
if _n_=593 then ao593=1;else ao593=0;
if _n_=600 then ao600=1;else ao600=0;
if _n_=91 then ao91=1;else ao91=0;
if _n_=147 then ao147=1;else ao147=0;
if _n_=499 then ao499=1;else ao499=0;
if _n_=19 then ao19=1;else ao19=0;
if _n_=278 then ao278=1;else ao278=0;
if _n_=297 then ao297=1;else ao297=0;
if _n_=48 then ao48=1;else ao48=0;
if _n_=135 then ao135=1;else ao135=0;
if _n_=501 then ao501=1;else ao501=0;
if _n_=376 then ao376=1;else ao376=0;
if _n_=540 then ao540=1;else ao540=0;
;
proc arima data=roda;
identify var=x(7) crosscorr=(St(7) ao180(7) ao190(7) ao365(7) ao280(7) ao415(7) ao631(7) ao594(7) ao31(7) ao99(7) ao566(7) ao149(7) ao632(7) ao187(7) ao194(7)
ao71(7) ao40(7) ao360(7) ao108(7) ao458(7) ao201(7) ao262(7) ao551(7) ao534(7) ao558(7) ao486(7) ao348(7) ao635(7) ao100(7) ao267(7) ao653(7) ao359(7)
ao567(7) ao72(7) ao33(7) ao121(7) ao175(7) ao208(7) ao593(7) ao600(7) ao91(7) ao147(7) ao499(7) ao19(7) ao278(7) ao297(7) ao48(7) ao135(7) ao501(7) ao376(7)
ao540(7)) noprint;
run;
estimate p=(2 6) q=(1 2)(7 14) input=1SS(1)(0) st ao180 ao190 ao365 ao280 ao415 ao631 ao594 ao31 ao99 ao566 ao149 ao632 ao187 ao194 ao71 ao40 ao360
ao108 ao458 ao201 ao262 ao551 ao534 ao558 ao486 ao348 ao635 ao100 ao267 ao653 ao359 ao567 ao72 ao33 ao121 ao175 ao208 ao593 ao600 ao91 ao147 ao499
ao19 ao278 ao297 ao48 ao135 ao501 ao376 ao540) noint method=ml;
run;
outlier maxnum=100 alpha=0.05;
run;

```

LAMPIRAN F

Output SAS Hasil Dicky Fuller Data Transformasi Agregat Sebelum Intervensi

The REG Procedure					
Model: MODEL1					
Dependent Variable: yd					
Number of Observations Read				524	
Number of Observations Used				523	
Number of Observations with Missing Values				1	
NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.					
Analysis of Variance					
Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	1	1.580614E-8	1.580614E-8	3.09	0.0792
Error	522	0.00000267	5.108316E-9		
Uncorrected Total	523	0.00000268			
Root MSE		0.00007147	R-Square	0.0059	
Dependent Mean		2.609943E-7	Adj R-Sq	0.0040	
Coeff Var		27385			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1	1	-0.01215	0.00691	-1.76	0.0792

Output SAS Hasil Dicky Fuller Data Transformasi Roda Dua Sebelum Intervensi

The REG Procedure					
Model: MODEL1					
Dependent Variable: yd					
Number of Observations Read					524
Number of Observations Used					523
Number of Observations with Missing Values					1
NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.					
Analysis of Variance					
Source	DF	Squares	Sum of Squares	Mean F Value	Pr > F
Model	1	0.00176	0.00176	0.07	0.7900
Error	522	12.92730	0.02476		
Uncorrected Total	523	12.92906			
Root MSE		0.15737	R-Square	0.0001	
Dependent Mean		-0.00017967	Adj R-Sq	-0.0018	
Coeff Var		-87585			
Parameter Estimates					
		Parameter	Standard Error		
Variable	DF	Estimate	Error t Value	Pr > t	
y1	1	-0.00024445	0.00091737	-0.27	0.7900

LAMPIRAN G

Output SAS Model ARIMA Sebelum Intervensi Data Transformasi Agregat

❖ Model ARIMA([1,6,15],0,1)(0,1,1)⁷

The ARIMA Procedure									
Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	0.27971	0.06728	4.16	<.0001	1				
MA2,1	0.92617	0.02152	43.04	<.0001	7				
AR1,1	0.78966	0.04421	17.86	<.0001	1				
AR1,2	0.11429	0.03524	3.24	0.0012	6				
AR1,3	-0.05404	0.02591	-2.09	0.0370	15				
Variance Estimate			2.863E-9						
Std Error Estimate			0.000054						
AIC			-8685.03						
SBC			-8663.79						
Number of Residuals			517						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	0.66	1	0.4157	-0.005	-0.005	0.017	0.016	-0.021	0.015
12	6.30	7	0.5051	-0.005	0.042	-0.080	-0.002	-0.048	0.010
18	11.80	13	0.5444	0.064	0.014	0.026	0.035	-0.050	0.040
24	16.51	19	0.6233	-0.052	0.005	0.057	-0.039	0.002	-0.033
30	17.77	25	0.8522	-0.008	-0.008	0.014	-0.010	-0.025	0.036
36	21.85	31	0.8878	0.012	-0.029	0.066	0.018	-0.012	0.038
42	27.08	37	0.8844	0.012	-0.006	-0.037	0.065	0.054	-0.024
48	32.20	43	0.8861	-0.000	0.030	0.040	0.057	-0.016	0.055
Tests for Normality									
Test		--Statistic--		-----p Value-----					
Shapiro-Wilk		W	0.930899	Pr < W	<0.0001				
Kolmogorov-Smirnov		D	0.079768	Pr > D	<0.0100				
Cramer-von Mises		W-Sq	0.907401	Pr > W-Sq	<0.0050				
Anderson-Darling		A-Sq	5.793511	Pr > A-Sq	<0.0050				

❖ **Model ARIMA([2,6],0,[1,2])(0,1,1)⁷**

The ARIMA Procedure

Maximum Likelihood Estimation

Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	-0.51815	0.04309	-12.03	<.0001	1
MA1,2	0.24401	0.06802	3.59	0.0003	2
MA2,1	0.92076	0.02099	43.87	<.0001	7
AR1,1	0.65017	0.06525	9.96	<.0001	2
AR1,2	0.12044	0.03871	3.11	0.0019	6

Variance Estimate 2.88E-9
 Std Error Estimate 0.000054
 AIC -8681.68
 SBC -8660.44
 Number of Residuals 517

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi- Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	0.73	1	0.3914	-0.003	-0.010	0.004	0.016	-0.028	0.016
12	5.15	7	0.6419	0.078	0.032	-0.028	-0.015	-0.018	-0.001
18	12.06	13	0.5224	0.089	0.014	-0.009	-0.013	-0.068	0.002
24	18.77	19	0.4719	-0.060	-0.006	0.047	-0.060	-0.005	-0.054
30	20.90	25	0.6983	-0.016	-0.025	0.016	-0.032	-0.037	0.018
36	24.77	31	0.7779	0.000	-0.039	0.063	0.019	-0.022	0.027
42	30.62	37	0.7612	0.014	-0.010	-0.036	0.065	0.057	-0.036
48	36.01	43	0.7660	-0.003	0.031	0.032	0.058	-0.013	0.063

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.929068	Pr < W <0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D 0.075651	Pr > D <0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq 0.911357	Pr > W-Sq <0.0050
Anderson-Darling	A-Sq 5.949855	Pr > A-Sq <0.0050

❖ **Model ARIMA([1,2,6],0,0)(0,1,1)⁷**

Maximum Likelihood Estimation

Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.93100	0.02073	44.90	<.0001	7
AR1,1	0.52628	0.04263	12.34	<.0001	1
AR1,2	0.16225	0.04390	3.70	0.0002	2
AR1,3	0.14545	0.03595	4.05	<.0001	6

Variance Estimate 2.88E-9
Std Error Estimate 0.000054
AIC -8682.48
SBC -8665.49
Number of Residuals 517

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi- Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.51	2	0.2856	-0.013	-0.033	0.043	0.040	-0.003	-0.001
12	7.48	8	0.4863	0.027	0.061	-0.060	0.013	-0.032	0.010
18	13.67	14	0.4747	0.072	0.017	-0.023	-0.001	-0.073	0.016
24	20.56	20	0.4235	-0.073	-0.008	0.043	-0.056	-0.012	-0.046
30	22.58	26	0.6565	-0.023	-0.016	0.003	-0.023	-0.042	0.024
36	26.32	32	0.7492	-0.001	-0.037	0.060	0.016	-0.018	0.035
42	32.61	38	0.7168	0.014	-0.007	-0.042	0.067	0.060	-0.034
48	37.22	44	0.7555	-0.000	0.030	0.041	0.051	-0.012	0.053

Tests for Normality

Test	--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.930137	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0.076711	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	0.920794	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	5.89901	Pr > A-Sq	<0.0050

❖ **Model ARIMA(2,0,[2,6])(0,1,1)⁷**

The ARIMA Procedure

Maximum Likelihood Estimation

Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.16752	0.06483	2.58	0.0098	2
MA1,2	-0.11208	0.04611	-2.43	0.0151	6
MA2,1	0.91584	0.02112	43.37	<.0001	7
AR1,1	0.51071	0.04346	11.75	<.0001	1
AR1,2	0.29630	0.06010	4.93	<.0001	2

Variance Estimate 2.899E-9
 Std Error Estimate 0.000054
 AIC -8678.59
 SBC -8657.35
 Number of Residuals 517

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi- Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.59	1	0.2075	0.003	0.005	-0.024	-0.010	-0.048	0.003
12	7.96	7	0.3364	0.053	0.072	-0.043	0.017	-0.028	0.034
18	15.75	13	0.2631	0.084	0.035	-0.011	0.005	-0.076	0.016
24	21.10	19	0.3311	-0.062	0.009	0.048	-0.043	-0.001	-0.043
30	22.67	25	0.5967	-0.015	-0.012	0.008	-0.022	-0.038	0.021
36	26.42	31	0.7012	-0.001	-0.031	0.064	0.020	-0.023	0.028
42	31.95	37	0.7045	0.006	-0.006	-0.039	0.062	0.053	-0.039
48	36.93	43	0.7307	-0.002	0.025	0.038	0.056	-0.007	0.059

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.927825	Pr < W <0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D 0.078913	Pr > D <0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq 0.978721	Pr > W-Sq <0.0050
Anderson-Darling	A-Sq 6.26106	Pr > A-Sq <0.0050

LAMPIRAN H

Output SAS Model ARIMA Sebelum Intervensi Data Transformasi Roda Dua

❖ Model ARIMA ([1,2,6],0,0)(0,1,2)⁷

The ARIMA Procedure									
Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	0.79540	0.04580	17.37	<.0001	7				
MA1,2	0.16698	0.04550	3.67	0.0002	14				
AR1,1	0.24274	0.04253	5.71	<.0001	1				
AR1,2	0.12977	0.04288	3.03	0.0025	2				
AR1,3	0.15220	0.04201	3.62	0.0003	6				
Variance Estimate			0.00893						
Std Error Estimate			0.094498						
AIC			-950.121						
SBC			-928.881						
Number of Residuals			517						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.00	1	0.3176	-0.011	-0.012	-0.005	-0.018	-0.024	-0.026
12	6.14	7	0.5232	0.021	0.003	0.028	0.059	0.020	0.068
18	16.77	13	0.2101	0.079	0.100	-0.002	0.017	-0.053	0.021
24	20.36	19	0.3731	0.018	-0.024	0.046	-0.021	-0.044	0.036
30	25.22	25	0.4501	-0.016	-0.061	0.062	-0.016	-0.020	0.018
36	34.74	31	0.2942	0.050	0.013	0.046	-0.064	-0.055	0.072
42	43.06	37	0.2279	-0.012	-0.006	-0.033	-0.058	0.092	-0.041
48	50.81	43	0.1929	0.032	-0.067	0.065	-0.029	-0.040	0.039
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.917346	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.090975	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	1.377808	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	8.182506	Pr > A-Sq	<0.0050					

Output SAS Model ARIMA Sebelum Intervensi Data Transformasi Roda Dua

❖ Model ARIMA ([2,6],0,1)(0,1,2)⁷

The ARIMA Procedure									
Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	-0.24048	0.04306	-5.59	<.0001	1				
MA2,1	0.75826	0.04459	17.01	<.0001	7				
MA2,2	0.20193	0.04426	4.56	<.0001	14				
AR1,1	0.18753	0.04339	4.32	<.0001	2				
AR1,2	0.14196	0.04249	3.34	0.0008	6				
Variance Estimate			0.008968						
Std Error Estimate			0.094699						
AIC			-947.998						
SBC			-926.758						
Number of Residuals			517						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi- Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	0.81	1	0.3683	-0.006	-0.010	0.027	-0.015	-0.016	-0.013
12	7.15	7	0.4133	0.025	0.006	0.041	0.063	0.025	0.071
18	19.31	13	0.1137	0.088	0.107	0.004	0.022	-0.050	0.026
24	23.32	19	0.2235	0.021	-0.025	0.048	-0.018	-0.045	0.041
30	28.75	25	0.2744	-0.016	-0.063	0.067	-0.015	-0.023	0.022
36	38.24	31	0.1736	0.046	0.010	0.049	-0.063	-0.055	0.074
42	46.22	37	0.1423	-0.016	-0.006	-0.032	-0.059	0.089	-0.039
48	53.62	43	0.1285	0.028	-0.066	0.063	-0.028	-0.042	0.037
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.918193	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.092119	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	1.338144	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	8.014512	Pr > A-Sq	<0.0050					

Output SAS Model ARIMA Sebelum Intervensi Data Transformasi Roda Dua

❖ Model ARIMA ([1,5],0,[2,5])(1,1,1)⁷

The ARIMA Procedure

Maximum Likelihood Estimation

Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	-0.10033	0.04274	-2.35	0.0189	2
MA1,2	0.44590	0.11026	4.04	<.0001	5
MA2,1	0.97717	0.02779	35.16	<.0001	7
AR1,1	0.24341	0.04185	5.82	<.0001	1
AR1,2	0.45495	0.10549	4.31	<.0001	5
AR2,1	0.17292	0.05127	3.37	0.0007	7

Variance Estimate	0.008897
Std Error Estimate	0.094322
AIC	-949.783
SBC	-924.295
Number of Residuals	517

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi- Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	-0.021	0.004	0.018	0.003	-0.028	0.025
12	7.08	6	0.3137	-0.008	0.028	0.046	0.069	-0.023	0.054
18	17.23	12	0.1411	0.080	0.082	0.005	0.004	-0.070	0.030
24	21.20	18	0.2692	0.017	-0.034	0.041	-0.030	-0.048	0.033
30	27.55	24	0.2793	-0.028	-0.077	0.061	-0.012	-0.027	0.017
36	36.64	30	0.1878	0.042	0.002	0.056	-0.070	-0.047	0.066
42	43.75	36	0.1756	-0.009	-0.017	-0.022	-0.058	0.085	-0.034
48	50.87	42	0.1639	0.027	-0.067	0.065	-0.024	-0.037	0.032

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.915526	Pr < W <0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D 0.09696	Pr > D <0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq 1.407469	Pr > W-Sq <0.0050
Anderson-Darling	A-Sq 8.422794	Pr > A-Sq <0.0050

Output SAS Model ARIMA Sebelum Intervensi Data Transformasi Roda Dua

❖ Model ARIMA $((1,5],0,[1,5])(1,1,1)^7$

Maximum Likelihood Estimation

Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.32304	0.11003	2.94	0.0033	1
MA1,2	0.32296	0.10529	3.07	0.0022	5
MA2,1	0.97943	0.02984	32.82	<.0001	7
AR1,1	0.56914	0.09654	5.90	<.0001	1
AR1,2	0.31475	0.09538	3.30	0.0010	5
AR2,1	0.17411	0.04834	3.60	0.0003	7

Variance Estimate 0.008848
 Std Error Estimate 0.094062
 AIC -952.554
 SBC -927.065
 Number of Residuals 517

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi- Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	-0.029	0.026	-0.023	-0.022	-0.028	0.050
12	6.65	6	0.3541	-0.005	-0.004	0.013	0.057	-0.009	0.058
18	13.60	12	0.3269	0.054	0.063	-0.008	0.009	-0.076	0.011
24	18.74	18	0.4078	0.002	-0.039	0.040	-0.040	-0.067	0.018
30	24.95	24	0.4085	-0.025	-0.074	0.053	-0.032	-0.034	0.016
36	34.04	30	0.2792	0.047	-0.001	0.046	-0.075	-0.048	0.064
42	41.59	36	0.2403	-0.007	-0.016	-0.022	-0.068	0.083	-0.033
48	48.95	42	0.2142	0.039	-0.072	0.059	-0.027	-0.027	0.035

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.914409	Pr < W <0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D 0.101956	Pr > D <0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq 1.49164	Pr > W-Sq <0.0050
Anderson-Darling	A-Sq 8.843841	Pr > A-Sq <0.0050

Output SAS Model ARIMA Sebelum Intervensi Data Transformasi Roda Dua

❖ Model ARIMA ([1,6],0,1)(3,1,2)⁷

The ARIMA Procedure									
Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	0.38333	0.11870	3.23	0.0012	1				
MA2,1	0.10902	0.23701	0.46	0.6455	7				
MA2,2	0.87506	0.22393	3.91	<.0001	14				
AR1,1	0.61317	0.10030	6.11	<.0001	1				
AR1,2	0.13372	0.04253	3.14	0.0017	6				
AR2,1	-0.73205	0.22670	-3.23	0.0012	7				
AR2,2	0.21456	0.07393	2.90	0.0037	14				
AR2,3	0.09936	0.04685	2.12	0.0339	21				
Variance Estimate			0.008761						
Std Error Estimate			0.0936						
AIC			-952.203						
SBC			-918.218						
Number of Residuals			517						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	-0.006	0.019	-0.028	-0.042	-0.044	-0.021
12	7.83	4	0.0980	0.006	-0.018	0.017	0.048	0.018	0.080
18	13.08	10	0.2193	0.073	0.007	-0.001	0.012	-0.062	0.021
24	16.44	16	0.4229	0.008	-0.025	0.020	-0.042	-0.053	0.023
30	19.95	22	0.5864	-0.013	-0.058	0.042	-0.004	-0.019	0.028
36	30.18	28	0.3547	0.053	0.010	0.040	-0.071	-0.068	0.065
42	36.09	34	0.3711	-0.004	-0.010	-0.026	-0.049	0.083	-0.018
48	43.80	40	0.3133	0.049	-0.063	0.052	-0.024	-0.046	0.042
Tests for Normality									
Test		--Statistic--		-----p Value-----					
Shapiro-Wilk		W	0.916262	Pr < W	<0.0001				
Kolmogorov-Smirnov		D	0.101832	Pr > D	<0.0100				
Cramer-von Mises		W-Sq	1.484579	Pr > W-Sq	<0.0050				
Anderson-Darling		A-Sq	8.740039	Pr > A-Sq	<0.0050				

Output SAS Model ARIMA Sebelum Intervensi Data Transformasi Roda Dua

❖ Model ARIMA $([1,5],0[2,5])(1,1,1)^7$

The ARIMA Procedure									
Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	-0.10033	0.04274	-2.35	0.0189	2				
MA1,2	0.44590	0.11026	4.04	<.0001	5				
MA2,1	0.97717	0.02779	35.16	<.0001	7				
AR1,1	0.24341	0.04185	5.82	<.0001	1				
AR1,2	0.45495	0.10549	4.31	<.0001	5				
AR2,1	0.17292	0.05127	3.37	0.0007	7				
Variance Estimate			0.008897						
Std Error Estimate			0.094322						
AIC			-949.783						
SBC			-924.295						
Number of Residuals			517						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	-0.021	0.004	0.018	0.003	-0.028	0.025
12	7.08	6	0.3137	-0.008	0.028	0.046	0.069	-0.023	0.054
18	17.23	12	0.1411	0.080	0.082	0.005	0.004	-0.070	0.030
24	21.20	18	0.2692	0.017	-0.034	0.041	-0.030	-0.048	0.033
30	27.55	24	0.2793	-0.028	-0.077	0.061	-0.012	-0.027	0.017
36	36.64	30	0.1878	0.042	0.002	0.056	-0.070	-0.047	0.066
42	43.75	36	0.1756	-0.009	-0.017	-0.022	-0.058	0.085	-0.034
48	50.87	42	0.1639	0.027	-0.067	0.065	-0.024	-0.037	0.032
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.915526		Pr < W	<0.0001				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.09696		Pr > D	<0.0100				
Cramer-von Mises	W-Sq	1.407469		Pr > W-Sq	<0.0050				
Anderson-Darling	A-Sq	8.422794		Pr > A-Sq	<0.0050				

Output SAS Model ARIMA Sebelum Intervensi Data Transformasi Roda Dua

❖ Model ARIMA ([1,5],0[1,5])(1,1,1)⁷

Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	0.32304	0.11003	2.94	0.0033	1				
MA1,2	0.32296	0.10529	3.07	0.0022	5				
MA2,1	0.97943	0.02984	32.82	<.0001	7				
AR1,1	0.56914	0.09654	5.90	<.0001	1				
AR1,2	0.31475	0.09538	3.30	0.0010	5				
AR2,1	0.17411	0.04834	3.60	0.0003	7				
Variance Estimate			0.008848						
Std Error Estimate			0.094062						
AIC			-952.554						
SBC			-927.065						
Number of Residuals			517						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	-0.029	0.026	-0.023	-0.022	-0.028	0.050
12	6.65	6	0.3541	-0.005	-0.004	0.013	0.057	-0.009	0.058
18	13.60	12	0.3269	0.054	0.063	-0.008	0.009	-0.076	0.011
24	18.74	18	0.4078	0.002	-0.039	0.040	-0.040	-0.067	0.018
30	24.95	24	0.4085	-0.025	-0.074	0.053	-0.032	-0.034	0.016
36	34.04	30	0.2792	0.047	-0.001	0.046	-0.075	-0.048	0.064
42	41.59	36	0.2403	-0.007	-0.016	-0.022	-0.068	0.083	-0.033
48	48.95	42	0.2142	0.039	-0.072	0.059	-0.027	-0.027	0.035
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.914409	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.101956	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	1.49164	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	8.843841	Pr > A-Sq	<0.0050					

LAMPIRAN I

Output SAS Intervensi Data Transformasi Agregat

The ARIMA Procedure									
Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift		
MA1,1	0.18273	0.05534	3.30	0.0010	2	x	0		
MA1,2	-0.13289	0.04012	-3.31	0.0009	6	x	0		
MA2,1	0.92528	0.01776	52.10	<.0001	7	x	0		
AR1,1	0.49986	0.03815	13.10	<.0001	1	x	0		
AR1,2	0.31942	0.05115	6.25	<.0001	2	x	0		
NUM1	0.0001404	0.00005296	2.65	0.0080	0	st	15		
NUM1,1	0.0001243	0.00005319	2.34	0.0194	1	st	15		
Variance Estimate				3.355E-9					
Std Error Estimate				0.000058					
AIC				-11251.5					
SBC				-11219.9					
Number of Residuals				676					
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.84	1	0.1755	0.009	0.006	-0.050	-0.004	-0.005	-0.006
12	13.06	7	0.0707	0.102	0.052	-0.051	-0.027	0.002	-0.005
18	18.21	13	0.1499	0.046	0.025	0.001	-0.013	-0.066	0.012
24	24.13	19	0.1911	-0.056	-0.041	0.023	-0.027	0.000	-0.049
30	29.56	25	0.2414	-0.071	-0.027	-0.026	0.009	-0.029	0.016
36	34.14	31	0.3191	-0.002	-0.066	0.031	0.029	-0.015	-0.003
42	35.41	37	0.5435	0.012	-0.012	0.007	0.008	0.037	-0.003
48	40.03	43	0.6006	0.018	0.041	0.035	0.055	-0.011	0.005
Tests for Normality									
Test		--Statistic--		-----p Value-----					
Shapiro-Wilk		W	0.938028	Pr < W	<0.0001				
Kolmogorov-Smirnov		D	0.074861	Pr > D	<0.0100				
Cramer-von Mises		W-Sq	1.210989	Pr > W-Sq	<0.0050				
Anderson-Darling		A-Sq	7.69131	Pr > A-Sq	<0.0050				

Output SAS Intervensi Data Transformasi Roda Dua

The ARIMA Procedure									
Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift	
MA1,1	-0.23732		0.03776	-6.29	<.0001	1	x	0	
MA2,1	0.77521		0.11146	6.95	<.0001	7	x	0	
MA2,2	0.22193		0.04833	4.59	<.0001	14	x	0	
AR1,1	0.17905		0.03783	4.73	<.0001	2	x	0	
AR1,2	0.13863		0.03698	3.75	0.0002	6	x	0	
NUM1	-0.20296		0.08599	-2.36	0.0183	0	st	15	
NUM1,1	-0.15058		0.08627	-1.75	0.0809	1	st	15	
Variance Estimate					0.008574				
Std Error Estimate					0.092597				
AIC					-1263.43				
SBC					-1231.81				
Number of Residuals					676				
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	0.80	1	0.3702	-0.003	-0.009	0.022	-0.007	-0.007	-0.022
12	6.51	7	0.4820	0.024	0.034	0.019	0.044	0.037	0.054
18	20.21	13	0.0901	0.055	0.116	0.006	0.037	-0.034	0.026
24	25.15	19	0.1557	0.037	-0.018	0.033	-0.013	-0.050	0.040
30	34.79	25	0.0922	-0.025	-0.056	0.078	0.046	-0.024	0.032
36	43.60	31	0.0661	0.021	0.033	0.064	-0.061	-0.015	0.052
42	47.88	37	0.1085	-0.039	-0.004	0.005	-0.045	0.048	-0.001
48	53.30	43	0.1349	0.058	-0.047	0.035	0.008	-0.022	-0.007
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.914409	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.101956	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	1.49164	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	8.843841	Pr > A-Sq	<0.0050					

LAMPIRAN J

Output SAS Intervensi Data Transformasi Agregat Penambahan *Outlier*

The ARIMA Procedure							
Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.13812	0.05459	2.53	0.0114	2	x	0
MA1,2	-0.11400	0.04257	-2.68	0.0074	6	x	0
MA2,1	0.88864	0.02083	42.66	<.0001	7	x	0
AR1,1	0.62692	0.04086	15.34	<.0001	1	x	0
AR1,2	0.18827	0.05029	3.74	0.0002	2	x	0
NUM1	0.0001432	0.00003792	3.78	0.0002	0	st	15
NUM1,1	0.0001350	0.00003747	3.60	0.0003	1	st	15
NUM2	-0.0003517	0.00003561	-9.88	<.0001	0	ao631	0
NUM3	0.0002979	0.00003231	9.22	<.0001	0	ao180	0
NUM4	0.0002219	0.00003249	6.83	<.0001	0	ao71	0
NUM5	0.0002164	0.00003234	6.69	<.0001	0	ao190	0
NUM6	0.0002042	0.00003653	5.59	<.0001	0	ls534	0
NUM7	-0.0001804	0.00003217	-5.61	<.0001	0	ls559	0
NUM8	0.0002070	0.00003555	5.82	<.0001	0	ao267	0
NUM9	0.0001777	0.00002883	6.16	<.0001	0	ls593	0
NUM10	0.0001459	0.00003623	4.03	<.0001	0	ao278	0
NUM11	0.0001757	0.00003221	5.45	<.0001	0	ao335	0
NUM12	0.0001491	0.00003734	3.99	<.0001	0	ls368	0
NUM13	-0.0001721	0.00003338	-5.16	<.0001	0	ls365	0
NUM14	0.0001622	0.00003338	4.86	<.0001	0	ao694	0
NUM15	-0.0001616	0.00003257	-4.96	<.0001	0	ao548	0
NUM16	-0.0001494	0.00003271	-4.57	<.0001	0	ao665	0
NUM17	0.0001289	0.00003230	3.99	<.0001	0	ao280	0
NUM18	-0.0001492	0.00003555	-4.20	<.0001	0	ao630	0
NUM19	-0.0001523	0.00003240	-4.70	<.0001	0	ao273	0
NUM20	-0.0001096	0.00003229	-3.40	0.0007	0	ao518	0
NUM21	-0.0001251	0.00003303	-3.79	0.0002	0	ls552	0
NUM22	-0.0001001	0.00003245	-3.08	0.0020	0	ao562	0
NUM23	0.00008770	0.00003667	2.39	0.0168	0	ls369	0
NUM24	-0.0001558	0.00003634	-4.29	<.0001	0	ao276	0
NUM25	-0.0001487	0.00003992	-3.72	0.0002	0	ao277	0
NUM26	-0.0000996	0.00003226	-3.09	0.0020	0	ao445	0
NUM27	0.0001290	0.00003552	3.63	0.0003	0	ao268	0
NUM28	0.0001271	0.00003249	3.91	<.0001	0	ao262	0
NUM29	0.0001126	0.00003233	3.48	0.0005	0	ao462	0
NUM30	-0.0001049	0.00003244	-3.23	0.0012	0	ao458	0
NUM31	-0.0001205	0.00003233	-3.73	0.0002	0	ao98	0
NUM32	-0.0001035	0.00003223	-3.21	0.0013	0	ao175	0
NUM33	-0.0001042	0.00003232	-3.23	0.0013	0	ao486	0
NUM34	-0.0000693	0.00003697	-1.87	0.0609	0	ao533	0
NUM35	-0.0000836	0.00003271	-2.56	0.0106	0	ao366	0
NUM36	0.00009197	0.00003235	2.84	0.0045	0	ao187	0
NUM37	-0.0001142	0.00003233	-3.53	0.0004	0	ao359	0
NUM38	0.0001004	0.00003272	3.07	0.0021	0	ao40	0
NUM39	-0.0000945	0.00003226	-2.93	0.0034	0	ao570	0
NUM40	0.00009871	0.00003240	3.05	0.0023	0	ao565	0
The ARIMA Procedure							
Variance Estimate				1.574E-9			
Std Error Estimate				0.00004			
AIC				-11728.2			
SBC				-11520.5			
Number of Residuals				676			

Lanjutan Output Sas Intervensi Data Transformasi Agregat Penambahan *Outlier*

The ARIMA Procedure									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	0.28	1	0.5943	0.002	0.003	-0.015	-0.010	-0.008	0.001
12	14.03	7	0.0506	0.105	0.027	-0.067	-0.031	-0.048	0.024
18	22.09	13	0.0540	0.056	0.040	0.008	-0.071	-0.030	0.029
24	27.97	19	0.0839	-0.034	-0.024	0.005	-0.072	-0.034	-0.017
30	32.06	25	0.1562	-0.046	-0.035	-0.013	-0.028	-0.006	-0.038
36	38.99	31	0.1535	0.053	-0.031	0.063	-0.039	-0.000	0.023
42	41.05	37	0.2977	-0.022	0.011	0.017	0.031	-0.030	-0.009
48	47.47	43	0.2955	-0.002	0.059	0.053	0.035	-0.034	-0.009
Tests for Normality									
Test		--Statistic--		-----p Value-----					
Shapiro-Wilk		W	0.993407	Pr < W	0.0046				
Kolmogorov-Smirnov		D	0.044663	Pr > D	<0.0100				
Cramer-von Mises		W-Sq	0.224876	Pr > W-Sq	<0.0050				
Anderson-Darling		A-Sq	1.37154	Pr > A-Sq	<0.0050				

Output Sas Intervensi Data Transformasi Roda Dua Penambahan *Outlier*

The ARIMA Procedure							
Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	-0.41666	0.04146	-10.05	<.0001	1	x	0
MA1,2	0.23204	0.08741	2.65	0.0079	2	x	0
MA2,1	0.66131	0.04256	15.54	<.0001	7	x	0
MA2,2	0.31380	0.04194	7.48	<.0001	14	x	0
AR1,1	0.40256	0.08603	4.68	<.0001	2	x	0
AR1,2	0.14130	0.03812	3.71	0.0002	6	x	0
NUM1	-0.24040	0.05585	-4.30	<.0001	0	st	15
NUM1,1	-0.18787	0.05606	-3.35	0.0008	1	st	15
NUM2	-0.65057	0.05525	-11.78	<.0001	0	ao180	0
NUM3	-0.38708	0.05327	-7.27	<.0001	0	ao190	0
NUM4	0.36007	0.05305	6.79	<.0001	0	ao365	0
NUM5	-0.36787	0.05279	-6.97	<.0001	0	ao280	0
NUM6	-0.39075	0.05293	-7.38	<.0001	0	ao415	0
NUM7	0.28771	0.05554	5.18	<.0001	0	ao631	0
NUM8	-0.34745	0.05601	-6.20	<.0001	0	ao594	0
NUM9	-0.30290	0.05295	-5.72	<.0001	0	ao31	0
NUM10	-0.28640	0.05595	-5.12	<.0001	0	ao99	0
NUM11	-0.27783	0.05596	-4.96	<.0001	0	ao566	0
NUM12	-0.31813	0.05302	-6.00	<.0001	0	ao149	0
NUM13	-0.30783	0.05570	-5.53	<.0001	0	ao632	0
NUM14	-0.31426	0.05754	-5.46	<.0001	0	ao187	0
NUM15	-0.33409	0.05740	-5.82	<.0001	0	ao194	0
NUM16	-0.30223	0.05568	-5.43	<.0001	0	ao71	0
NUM17	-0.29805	0.05531	-5.39	<.0001	0	ao40	0
NUM18	-0.26574	0.05553	-4.79	<.0001	0	ao360	0
NUM19	-0.20788	0.05335	-3.90	<.0001	0	ao108	0
NUM20	-0.24981	0.05293	-4.72	<.0001	0	ao458	0
NUM21	-0.19354	0.05717	-3.39	0.0007	0	ao201	0
NUM22	-0.21926	0.05270	-4.16	<.0001	0	ao262	0
NUM23	-0.25477	0.05720	-4.45	<.0001	0	ao551	0
NUM24	-0.20571	0.05297	-3.88	0.0001	0	ao534	0
NUM25	-0.19163	0.05519	-3.47	0.0005	0	ao558	0
NUM26	-0.16989	0.05270	-3.22	0.0013	0	ao486	0
NUM27	-0.18094	0.05300	-3.41	0.0006	0	ao348	0
NUM28	0.17282	0.05314	3.25	0.0011	0	ao635	0
NUM29	0.19954	0.05576	3.58	0.0003	0	ao100	0
NUM30	-0.16383	0.05273	-3.11	0.0019	0	ao267	0
NUM31	0.17648	0.05301	3.33	0.0009	0	ao653	0
NUM32	-0.21241	0.05550	-3.83	0.0001	0	ao359	0
NUM33	-0.18875	0.05585	-3.38	0.0007	0	ao567	0
NUM34	-0.19199	0.05550	-3.46	0.0005	0	ao72	0
NUM35	-0.18572	0.05520	-3.36	0.0008	0	ao33	0
NUM36	-0.17057	0.05379	-3.17	0.0015	0	ao121	0
NUM37	0.18276	0.05270	3.47	0.0005	0	ao175	0
NUM38	0.14984	0.05547	2.70	0.0069	0	ao208	0
NUM39	-0.24495	0.05905	-4.15	<.0001	0	ao593	0
NUM40	-0.24758	0.05569	-4.45	<.0001	0	ao600	0
NUM41	0.16522	0.05313	3.11	0.0019	0	ao91	0
NUM42	-0.20368	0.05283	-3.86	0.0001	0	ao147	0
NUM43	-0.20076	0.05267	-3.81	0.0001	0	ao499	0
NUM44	-0.13985	0.05592	-2.50	0.0124	0	ao19	0
NUM45	-0.18691	0.05280	-3.54	0.0004	0	ao278	0
NUM46	0.15814	0.05273	3.00	0.0027	0	ao297	0
NUM47	0.18235	0.05290	3.45	0.0006	0	ao48	0
NUM48	-0.15287	0.05309	-2.88	0.0040	0	ao135	0
NUM49	-0.15187	0.05279	-2.88	0.0040	0	ao501	0
NUM50	-0.11862	0.05328	-2.23	0.0260	0	ao376	0
NUM51	-0.12518	0.05311	-2.36	0.0184	0	ao540	0
Variance Estimate				0.003739			
Std Error Estimate				0.061151			
AIC				-1784.44			
SBC				-1522.5			
Number of Residuals				676			

Lanjutan Output Sas Intervensi Data Transformasi Roda Dua Penambahan *Outlier*

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi- Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	0.006	-0.018	-0.008	0.033	-0.019	-0.020
12	4.37	6	0.6272	0.007	-0.001	-0.001	0.009	0.037	0.051
18	7.65	12	0.8119	0.030	0.056	0.005	-0.027	-0.003	-0.003
24	26.19	18	0.0956	0.054	0.025	0.115	-0.085	-0.039	0.031
30	32.77	24	0.1090	-0.018	-0.003	0.058	-0.002	0.030	0.069
36	39.17	30	0.1220	-0.036	0.046	0.005	-0.035	-0.065	-0.007
42	46.75	36	0.1083	0.006	-0.004	0.002	-0.049	0.029	0.085
48	49.07	42	0.2107	0.010	-0.005	0.011	-0.022	-0.018	0.046

Tests for Normality				
Test	--Statistic--	-----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W	0.997051	Pr < W	0.2597
Kolmogorov-Smirnov	D	0.031216	Pr > D	0.1076
Cramer-von Mises	W-Sq	0.100482	Pr > W-Sq	0.1132
Anderson-Darling	A-Sq	0.631844	Pr > A-Sq	0.0994

LAMPIRAN K

Output Jenis *Outlier* pada Model Intervensi Data Transformasi Agregat

Observasi	Jenis <i>Outlier</i>
631	Additive
180	Additive
71	Additive
190	Additive
534	Shift
559	Shift
267	Additive
593	Shift
278	Additive

Lanjutan Output Jenis *Outlier* pada Model Intervensi Data Transformasi Agregat

Observasi	Jenis <i>Outlier</i>
335	Additive
368	Shift
365	Shift
694	Additive
548	Additive
665	Additive
280	Additive
630	Additive
273	Additive
518	Additive
552	Shift
562	Additive
369	Shift
276	Additive
277	Additive
445	Additive
268	Additive
262	Additive
462	Additive
458	Additive
98	Additive
175	Additive
486	Additive
533	Additive
366	Additive
187	Additive
359	Additive

Lanjutan Output Jenis *Outlier* pada Model Intervensi Data Transformasi Agregat

Observasi	Jenis <i>Outlier</i>
40	Additive
570	Additive
565	Additive

Output Jenis *Outlier* pada Model Intervensi Data Transformasi Roda Dua

Observasi	Jenis <i>Outlier</i>
180	Additive
190	Additive
365	Additive
280	Additive
415	Additive
631	Additive
594	Additive
31	Additive
99	Additive
566	Additive
149	Additive
632	Additive
187	Additive
194	Additive
71	Additive
40	Additive
360	Additive
108	Additive
458	Additive
201	Additive
262	Additive
551	Additive

Lampiran Output Jenis *Outlier* pada Model Intervensi Data Transformasi Roda Dua

Observasi	Jenis <i>Outlier</i>
534	Additive
558	Additive
486	Additive
348	Additive
635	Additive
100	Additive
267	Additive
653	Additive
359	Additive
567	Additive
72	Additive
33	Additive
121	Additive
175	Additive
208	Additive
593	Additive
600	Additive
91	Additive
147	Additive
499	Additive
19	Additive
278	Additive
297	Additive
48	Additive
135	Additive
501	Additive
376	Additive
540	Additive

LAMPIRAN L**Program SAS Dicky Fuller Data Transformasi Agregat
Sebelum ARIMAX**

```
data agregat;
input y;
datalines;
0.0150893
0.0166806
0.0183432
0.0172748
0.0164532
0.0184522
0.0193492
0.0204422
0.0202569
0.0190003
.
.
.
.
0.0213589
0.0231063
0.0246332
0.0283524
0.0261622
0.0265560
0.0252136
0.0222277
0.0242536
;
data agregat;
set agregat;
y1=lag1(y);
yd=y-y1;
run;
proc reg data=agregat;
model yd=y1/noint;
run;
```

**Program SAS Dicky Fuller Data Transformasi Roda Dua
Sebelum ARIMAX**

```
data roda;
input y;
datalines;
7.80507
7.70976
7.53690
7.47250
7.48156
7.57199
7.50494
7.52186
.
.
.
.
.
7.41938
7.65255
7.42774
7.36645
7.42417
7.38956
7.33433
7.40792
7.66622
;
data roda;
set roda;
y1=lag1(y);
yd=y-y1;
run;
proc reg data=roda;
model yd=y1/noint;
run;
```

LAMPIRAN M**Program SAS ARIMAX Data Transformasi Agregat**

```

data agregat;
input Zt D631 D180 D278          D534 D71 D559 D368 D190      D280 D365 D593 D335
D273 D267 D276 D277 D209 D210 D563 D564;
datalines;
0.0150893 0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
0.0166806 0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
0.0183432 0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
0.0172748 0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
.
.
.
0.0252136 0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
0.0222277 0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
0.0242536 0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
          0          0          0          0          0          0          0
;
proc arima data=agregat;
identify var=Zt(7) crosscorr=(D631(7) D180(7) D278(7) D534(7) D71(7) D559(7) D368(7)
D190(7) D280(7) D365(7) D593(7) D335(7) D273(7) D267(7) D276(7) D277(7) D209(7)
D210(7) D563(7) D564(7)) nlag=7;
run;
estimate p=(1 2 3) q=(1 2)(7 14) input=(D631 D180 D278 D534 D71 D559 D368 D190
D280 D365 D593 D335 D273 D267 D276 D277 D209 D210 D563 D564) noconstant
method=ml;
run;
outlier maxnum=100 alpha=0.05;
run;
forecast out=ramalan lead=31;
run;
proc print data=ramalan;
-----

```

Program SAS ARIMAX Data Transformasi Roda Dua

```

data Roda;
input Zt D180 D365 D190      D280 D415 D631 D534 D31      D3 D99 D632
D566 D40 D71 D187 D194 D208      D458 D108 D262 D360 D635 D100
D277 D209 D210 D563 D564;
datalines;
7.80507  0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
7.70976  0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
.
.
7.33433  0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
7.40792  0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
7.66622  0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
          0      0      0      0      0      0      0      0
;
proc arima data=Roda;
identify var=Zt(7) crosscorr=(D180(7) D365(7) D190(7) D280(7) D415(7) D631(7)
D534(7) D31(7) D3(7) D99(7) D632(7) D566(7) D40(7) D71(7) D187(7) D194(7)
D208(7) D458(7) D108(7) D262(7) D360(7) D635(7) D100(7) D277(7) D209(7)
D210(7) D563(7) D564(7)) nlag=7;
run;
estimate p=(1 2 6)(7) q=(1)(7 14) input=(D180 D365 D190 D280 D415 D631 D534
D31 D3 D99 D632 D566 D40 D71 D187 D194 D208 D458 D108 D262 D360 D635
D100 D277 D209 D210 D563 D564) noconstant method=ml;
run;
outlier maxnum=100 alpha=0.05;
run;
forecast out=ramalan lead=31;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan plot normal;
var residual;
run;

```

LAMPIRAN N

Output SAS Dicky Fuller Data Transformasi Agregat Sebelum ARIMAX

The REG Procedure					
Model: MODEL1					
Dependent Variable: yd					
Number of Observations Read		699			
Number of Observations Used		698			
Number of Observations with Missing Values		1			
NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.					
Analysis of Variance					
Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	1	0.00000286	0.00000286	0.87	0.3515
Error	697	0.00229	0.00000329		
Uncorrected Total	698	0.00229			
Root MSE		0.00181	R-Square	0.0012	
Dependent Mean		0.00001313	Adj R-Sq	-0.0002	
Coeff Var		13807			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1	1	-0.00296	0.00317	-0.93	0.3515

Output SAS Dicky Fuller Data Transformasi Roda Dua Sebelum ARIMAX

The REG Procedure					
Model: MODEL1					
Dependent Variable: yd					
Number of Observations Read				699	
Number of Observations Used				698	
Number of Observations with Missing Values				1	
NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.					
Analysis of Variance					
Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	1	0.00227	0.00227	0.09	0.7582
Error	697	16.71099	0.02398		
Uncorrected Total	698	16.71327			
Root MSE		0.15484	R-Square	0.0001	
Dependent Mean		-0.00019893	Adj R-Sq	-0.0013	
Coeff Var		-77838			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t

LAMPIRAN O

Output SAS ARIMA sebelum ARIMAX Data Transformasi Agregat

The ARIMA Procedure									
Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	-0.53695	0.03759	-14.28	<.0001	1				
MA1,2	0.38357	0.06659	5.76	<.0001	2				
MA1,3	0.09352	0.04168	2.24	0.0249	3				
MA2,1	0.95212	0.01699	56.03	<.0001	7				
AR1,1	0.81904	0.04575	17.90	<.0001	2				
AR2,1	0.13389	0.04262	3.14	0.0017	7				
Variance Estimate			1.849E-6						
Std Error Estimate			0.00136						
AIC			-7150.28						
SBC			-7123.04						
Number of Residuals			692						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	-0.004	-0.003	0.010	-0.040	0.010	0.058
12	6.66	6	0.3537	-0.001	0.049	-0.034	-0.017	0.008	-0.020
18	9.80	12	0.6331	0.044	0.014	-0.002	-0.009	-0.045	0.013
24	15.34	18	0.6382	-0.042	-0.046	0.047	-0.034	0.005	-0.022
30	19.95	24	0.6996	-0.050	-0.047	-0.015	0.020	-0.023	0.024
36	24.45	30	0.7512	0.022	-0.054	0.033	0.037	-0.009	0.016
42	26.97	36	0.8620	0.017	-0.008	0.032	0.022	0.039	0.003
48	31.34	42	0.8859	0.015	0.046	0.022	0.055	0.003	-0.005
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.930281	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.077887	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	1.521549	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	9.41479	Pr > A-Sq	<0.0050					

Output SAS ARIMA sebelum ARIMAX Data Transformasi Roda Dua

The ARIMA Procedure									
Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	0.79176	0.03968	19.95	<.0001	7				
MA1,2	0.18409	0.03883	4.74	<.0001	14				
AR1,1	0.26141	0.03677	7.11	<.0001	1				
AR1,2	0.13015	0.03704	3.51	0.0004	2				
AR1,3	0.16639	0.03601	4.62	<.0001	6				
Variance Estimate			0.008769						
Std Error Estimate			0.093644						
AIC			-1288.89						
SBC			-1266.2						
Number of Residuals			692						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.57	1	0.2100	-0.014	-0.022	-0.008	-0.001	-0.009	-0.038
12	7.59	7	0.3699	0.025	0.039	0.013	0.050	0.036	0.049
18	20.90	13	0.0749	0.054	0.118	0.008	0.026	-0.027	0.020
24	25.04	19	0.1593	0.033	-0.018	0.031	0.005	-0.038	0.044
30	34.81	25	0.0916	-0.039	-0.059	0.075	0.046	-0.021	0.015
36	44.34	31	0.0570	0.035	0.034	0.063	-0.051	-0.015	0.062
42	49.82	37	0.0776	-0.036	0.004	-0.008	-0.051	0.059	-0.002
48	57.56	43	0.0679	0.074	-0.055	0.043	-0.003	-0.009	0.000
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.928781		Pr < W	<0.0001				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.090589		Pr > D	<0.0100				
Cramer-von Mises	W-Sq	1.57141		Pr > W-Sq	<0.0050				
Anderson-Darling	A-Sq	9.509306		Pr > A-Sq	<0.0050				

LAMPIRAN P**Output SAS *Outlier* pada Data Transformasi Agregat**

Outlier Detection Summary					
Maximum number searched		16			
Number found		16			
Significance used		0.05			
Outlier Details					
Approx					
	Chi-	Prob>			
Obs	Type	Estimate	Square	ChiSq	
631	Additive	-0.0078719	77.12	<.0001	
180	Additive	0.0065503	53.72	<.0001	
278	Additive	0.0051134	31.80	<.0001	
534	Shift	0.0034467	28.91	<.0001	
71	Additive	0.0046874	28.83	<.0001	
559	Shift	-0.0031490	23.71	<.0001	
368	Shift	0.0031078	23.58	<.0001	
190	Additive	0.0042392	25.52	<.0001	
280	Additive	0.0041602	24.60	<.0001	
365	Shift	-0.0026681	20.83	<.0001	
593	Shift	0.0029001	20.38	<.0001	
335	Additive	0.0035886	17.56	<.0001	
273	Additive	-0.0031810	14.01	0.0002	
267	Additive	0.0031929	14.03	0.0002	
276	Additive	-0.0030061	12.77	0.0004	
277	Additive	-0.0032396	14.87	0.0001	

Output SAS *Outlier* pada Data Transformasi Roda Dua

Outlier Detection Summary					
Maximum number searched			26		
Number found			26		
Significance used			0.05		
Outlier Details					
Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq	
180	Additive	-0.57614	78.93	<.0001	
365	Additive	0.38022	35.63	<.0001	
190	Additive	-0.37493	34.90	<.0001	
632	Additive	-0.34457	29.81	<.0001	
415	Additive	-0.33995	31.82	<.0001	
280	Additive	-0.33409	29.93	<.0001	
534	Shift	-0.08298	25.65	<.0001	
594	Additive	-0.29668	24.03	<.0001	
99	Additive	-0.29395	23.74	<.0001	
31	Additive	-0.28833	22.99	<.0001	
3	Shift	-0.24843	22.47	<.0001	
149	Additive	-0.27808	21.15	<.0001	
631	Additive	0.27577	20.56	<.0001	
566	Additive	-0.27238	20.59	<.0001	
71	Additive	-0.25120	17.62	<.0001	
187	Additive	-0.24396	17.37	<.0001	
194	Additive	-0.26894	21.33	<.0001	
458	Additive	-0.23983	17.00	<.0001	
360	Additive	-0.24047	17.50	<.0001	
40	Additive	-0.23832	17.23	<.0001	
108	Additive	-0.23685	16.64	<.0001	
201	Additive	-0.22243	14.78	0.0001	
262	Additive	-0.22168	14.55	0.0001	
267	Additive	-0.19597	11.55	0.0007	
635	Additive	0.19379	11.34	0.0008	
100	Additive	0.19210	11.17	0.0008	

LAMPIRAN Q
Output SAS ARIMAX Data Transformasi Agregat

The ARIMA Procedure									
Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift		
MA1,1	1.80101	0.07001	25.73	<.0001	1	Zt	0		
MA1,2	-0.84838	0.06943	-12.22	<.0001	2	Zt	0		
MA2,1	0.82302	0.04271	19.27	<.0001	7	Zt	0		
MA2,2	0.09955	0.04159	2.39	0.0167	14	Zt	0		
AR1,1	2.48241	0.08742	28.40	<.0001	1	Zt	0		
AR1,2	-2.04096	0.16266	-12.55	<.0001	2	Zt	0		
AR1,3	0.54880	0.07709	7.12	<.0001	3	Zt	0		
NUM1	-0.0078931	0.0009162	-8.62	<.0001	0	D631	0		
NUM2	0.0066176	0.0009096	7.28	<.0001	0	D180	0		
NUM3	0.0038344	0.0010479	3.66	0.0003	0	D278	0		
NUM4	0.0035469	0.0009139	3.88	0.0001	0	D534	0		
NUM5	0.0049634	0.0009125	5.44	<.0001	0	D71	0		
NUM6	-0.0007639	0.0009128	-0.84	0.4027	0	D559	0		
NUM7	0.0006060	0.0009134	0.66	0.5071	0	D368	0		
NUM8	0.0045238	0.0009116	4.96	<.0001	0	D190	0		
NUM9	0.0035847	0.0009191	3.90	<.0001	0	D280	0		
NUM10	-0.0015465	0.0009095	-1.70	0.0891	0	D365	0		
NUM11	0.0032341	0.0009183	3.52	0.0004	0	D593	0		
NUM12	0.0038238	0.0009090	4.21	<.0001	0	D335	0		
NUM13	-0.0039415	0.0009202	-4.28	<.0001	0	D273	0		
NUM14	0.0027642	0.0009103	3.04	0.0024	0	D267	0		
NUM15	-0.0043174	0.0010546	-4.09	<.0001	0	D276	0		
NUM16	-0.0044143	0.0011714	-3.77	0.0002	0	D277	0		
NUM17	-0.0005973	0.0010167	-0.59	0.5569	0	D209	0		
NUM18	-0.0009919	0.0010181	-0.97	0.3299	0	D210	0		
NUM19	0.0004597	0.0010280	0.45	0.6547	0	D563	0		
NUM20	-0.0011344	0.0010248	-1.11	0.2683	0	D564	0		
Variance Estimate				1.307E-6					
Std Error Estimate				0.001143					
AIC				-7371.74					
SBC				-7249.17					
Number of Residuals				692					
The ARIMA Procedure									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	-0.023	0.021	0.016	-0.034	0.016	0.052
12	7.62	5	0.1784	0.010	-0.007	0.009	-0.055	-0.048	0.001
18	19.56	11	0.0518	0.017	0.050	0.080	-0.037	-0.047	0.064
24	21.98	17	0.1854	-0.039	0.020	0.026	-0.006	0.027	0.002
30	32.49	23	0.0904	-0.053	-0.037	0.007	0.066	-0.023	0.074
36	37.72	29	0.1287	0.022	-0.029	0.067	-0.019	-0.021	0.023
42	39.35	35	0.2814	0.017	-0.005	0.000	-0.017	0.035	0.020
48	45.91	41	0.2758	-0.003	0.028	0.065	0.060	-0.009	0.008
Tests for Normality									
Test		--Statistic--		-----p Value-----					
Shapiro-Wilk		W	0.985617	Pr < W	<0.0001				
Kolmogorov-Smirnov		D	0.05388	Pr > D	<0.0100				
Cramer-von Mises		W-Sq	0.483791	Pr > W-Sq	<0.0050				
Anderson-Darling		A-Sq	2.702523	Pr > A-Sq	<0.0050				

Output SAS ARIMAX Data Transformasi Roda Dua

The ARIMA Procedure

Maximum Likelihood Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.72512	0.10797	6.72	<.0001	1	Zt	0
MA2,1	0.97977	0.02001	48.95	<.0001	7	Zt	0
AR1,1	1.07533	0.11240	9.57	<.0001	1	Zt	0
AR1,2	-0.22095	0.05902	-3.74	0.0002	2	Zt	0
AR1,3	0.08168	0.03980	2.05	0.0401	6	Zt	0
AR2,1	0.21875	0.04977	4.40	<.0001	7	Zt	0
NUM1	-0.62629	0.06676	-9.38	<.0001	0	D180	0
NUM2	0.36479	0.06424	5.68	<.0001	0	D365	0
NUM3	-0.38448	0.06435	-5.97	<.0001	0	D190	0
NUM4	-0.29356	0.06646	-4.42	<.0001	0	D632	0
NUM5	-0.36114	0.06430	-5.62	<.0001	0	D415	0
NUM6	-0.37209	0.06424	-5.79	<.0001	0	D280	0
NUM7	-0.22072	0.06432	-3.43	0.0006	0	D534	0
NUM8	-0.28995	0.06444	-4.50	<.0001	0	D594	0
NUM9	-0.26314	0.06644	-3.96	<.0001	0	D99	0
NUM10	-0.30246	0.06421	-4.71	<.0001	0	D31	0
NUM11	-0.04142	0.06742	-0.61	0.5390	0	D3	0
NUM12	-0.29861	0.06435	-4.64	<.0001	0	D149	0
NUM13	0.28578	0.06646	4.30	<.0001	0	D631	0
NUM14	-0.24579	0.06423	-3.83	0.0001	0	D566	0
NUM15	-0.24494	0.06415	-3.82	0.0001	0	D71	0
NUM16	-0.30995	0.06884	-4.50	<.0001	0	D187	0
NUM17	-0.27389	0.06655	-4.12	<.0001	0	D194	0
NUM18	-0.23796	0.06409	-3.71	0.0002	0	D458	0
NUM19	-0.20480	0.06450	-3.18	0.0015	0	D360	0
NUM20	-0.24893	0.06437	-3.87	0.0001	0	D40	0
NUM21	-0.22740	0.06428	-3.54	0.0004	0	D108	0
NUM22	0.23428	0.06786	3.45	0.0006	0	D201	0
NUM23	-0.24083	0.06416	-3.75	0.0002	0	D262	0
NUM24	-0.18431	0.06408	-2.88	0.0040	0	D267	0
NUM25	0.19636	0.06430	3.05	0.0023	0	D635	0
NUM26	0.20854	0.06642	3.14	0.0017	0	D100	0
NUM27	0.06338	0.06430	0.99	0.3243	0	D277	0
NUM28	0.01199	0.07041	0.17	0.8648	0	D209	0
NUM29	0.01706	0.06754	0.25	0.8006	0	D210	0
NUM30	-0.07191	0.06653	-1.08	0.2797	0	D563	0
NUM31	0.03341	0.06686	0.50	0.6172	0	D564	0

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----						
6	.	0	.	-0.005	-0.011	0.023	-0.008	-0.035	0.019	
12	5.24	6	0.5132	-0.002	0.001	-0.030	-0.036	0.004	0.054	
18	8.77	12	0.7225	0.033	0.039	0.021	-0.016	0.017	-0.037	
24	23.22	18	0.1825	0.004	0.023	0.052	-0.086	-0.083	0.052	
30	31.45	24	0.1412	-0.054	-0.043	0.074	0.003	-0.001	0.034	
36	35.08	30	0.2398	-0.027	0.029	0.019	-0.055	0.002	-0.001	
42	42.57	36	0.2092	0.014	-0.031	-0.004	-0.062	0.072	0.003	
48	44.81	42	0.3546	0.039	-0.004	0.027	-0.019	0.019	0.009	

Tests for Normality

Test	--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.985323	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0.054749	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	0.558755	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	3.29529	Pr > A-Sq	<0.0050

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dipaparkan diatas. Dapat disimpulkan hasil analisis dari metode intervensi dan ARIMAX sebagai berikut.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Karakteristik penumpang agregat kapal ferry ujung kamal. Rata-rata penumpang agregat tertinggi pada tahun 2014 sebesar 3007 orang dan 2415 orang di tahun 2015. Variabilitas penumpang agregat tertinggi jatuh dihari minggu. Sedangkan pada penumpang roda dua tertinggi jatuh hari senin pada tahun 2014 sebesar 2131 roda dua dan ditahun 2015 sebesar 2078 roda dua. Hal ini dikarenakan pekerja yang bukan penduduk asli Madura kebanyakan kembali untuk bekerja dihari minggu dan senin.
2. Hasil dari analisis intervensi pada penumpang agregat menunjukkan, pada tanggal 13 juni 2015 kebijakan pemerintah membebaskan tarif jembatan tol suramadu roda dua pengaruhnya belum ada. Pada hari ke-15 setelah kejadian intervensi yaitu tanggal 28 juni 2015, memberikan dampak penurunan penumpang agregat. Namun pada tanggal 29 juni 2015 dan seterusnya, pengaruhnya mulai konstan. Persamaan model intervensi data transformasi agregat sebagai berikut.

$$Z_{1,t}^{\lambda} = [\omega_0 - \omega_1 B] S_t^{(529)} + \frac{(1 - \theta_2 B^2 - \theta_6 B^6)(1 - \Theta_1 B^7)}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B^7)^1} a_t + \omega_l^{(T)} + \frac{1}{(1 - B)} \omega_l^{(T)} t$$

$$Z_{1,t}^{\lambda} = [(0.0001432 - 0.0001350B) S_t^{(529)} + \frac{(1 - 0.13812B^2 + 0.11400B^6)(1 - 0.88864B^7)}{(1 - 0.62692B - 0.18827B^2)(1 - B^7)^1} a_t - 0.0003517I_{a,t}^{(631)} + \dots + \frac{1}{1 - B} 0.0002042I_{l,t}^{(534)} + \dots + 0.00009871I_{a,t}^{(565)}]$$

3. pada analisis intervensi roda dua, menunjukkan kesimpulan yang sama pada penumpang agregat. Pada tanggal 13 juni

2015 kebijakan pemerintah membebaskan tarif jembatan tol suramadu roda dua pengaruhnya belum ada. Pada hari ke-5 setelah kejadian intervensi yaitu tanggal 18 juni 2015, memberikan dampak penurunan penumpang roda dua atas kebijakan pemerintah membebaskan tarif jembatan tol. Persamaan model intervensi data transformasi roda dua sebagai berikut.

$$Z_{2,t}^{\lambda} = [(\omega_0)B^{15}S_t^{(529)} + \frac{(1-\theta_1B-\theta_6B^2)(1-\Theta_1B^7-\Theta_2B^{14})}{(1-\phi_2B^2-\phi_6B^6)(1-B^7)^1}a_t + \omega_a I_t^{(T)}]$$

$$Z_{2,t}^{\lambda*} = [(-0.13563)B^{15}S_t^{(529)} + \frac{(1+0.30617B-0.56626B^6)(1-0.84943B^7-0.12905B^{14})}{(1-0.16209B^2-0.68080B^6)(1-B^7)^1}a_t - 0.61529I_{a,t}^{(180)} - \dots + 0.08714I_{a,t}^{(540)}]$$

4. Hasil analisis ARIMAX pada data penumpang agregat menunjukkan, kejadian pada saat hari Idul adha dan bulan Ramadhan mempengaruhi peningkatan jumlah penumpang agregat kapal ferry Ujung-Kamal. Peningkatan penumpang agregat lebih banyak kenaikannya pada saat hari raya Idul Adha dan bulan Ramadhan dibanding dengan hari-hari biasa. Sedangkan pada hari raya Idul Fitri tidak memberikan pengaruh yang signifikan pada peningkatan jumlah penumpang agregat. Karena nilai dari *t-value* yang dihasilkan kurang dari t-tabel. Hal ini menunjukkan masyarakat Madura yang pulang kampung lebih banyak saat Idul Adha dan pada saat bulan ramadhan. Adapun hasil dari model persamaan ARIMAX sebagai berikut.

$$Z_{1,t}^+ = -0.0079072I_t^{631} + 0.0065930I_t^{180} + 0.0038761I_t^{278} + \dots - 0.0020410I_{ao,t}^{679}$$

$$+ \frac{(1-\theta_1B-\theta_2B^2)(1-\Theta_1B^7-\Theta_2B^{14})}{(1-\phi_1B-\phi_2B^2-\phi_3B^3)(1-B^7)^1}a_t$$

$$= -0.0079072I_t^{631} + 0.0065930I_t^{180} + 0.0038761I_t^{278} + \dots - 0.0020410I_{ao,t}^{679}$$

$$+ \frac{(1-1.83700B+0.88371B^2)(1-0.81652B^7-0.10358B^{14})}{(1-2.53559B-2.14065B^2+0.59552B^3)(1-B^7)^1}$$

5. Hasil dari analisis ARIMAX pada penumpang roda dua parameter dari *dummy outlier* efek variasi kalender Idul Adha dan bulan Ramadhan parameter yang dihasilkan signifikan. Kejadian Idul Adha memberikan pengaruh pada peningkatan jumlah penumpang roda dua lebih banyak dibanding hari biasa. Sedangkan pada efek variasi kalender hari raya Idul Fitri tidak memberikan pengaruh signifikan pada peningkatan Jumlah penumpang roda dua. Persamaan model dari ARIMAX roda dua sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 Z_{2,t}^+ &= -0.63746I_t^{180} + 0.36684I_t^{365} - 0.38718I_t^{190} + \dots - 0.18951I_{ao,t}^{564} + \frac{(1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1 B^7)}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_6 B^6)(1 - \Phi_1 B^7)(1 - B^S)} a_t \\
 &= -0.63746I_t^{180} + 0.36684I_t^{365} - 0.38718I_t^{190} + \dots - 0.18951I_{ao,t}^{564} \\
 &\quad + \frac{(1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1 B^7)}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_6 B^6 - \Phi_1 B^7 + \phi_1 \Phi_1 B^8 + \phi_2 \Phi_1 B^9 + \phi_6 \Phi_1 B^{13})(1 - B^7)} a_t \\
 &= -0.63746I_t^{180} + 0.36684I_t^{365} - 0.38718I_t^{190} + \dots - 0.18951I_{ao,t}^{564} \\
 &\quad + \frac{(1 - 0.78323B)(1 - 0.99444B^7)}{(1 - 1.10731B + 0.24200B^2 - 0.07280B^6 - 0.26709B^7 + 0.295751B^8 - 0.06464B^9 + 0.019444B^{13})(1 - B^7)} a_t
 \end{aligned}$$

6. Berdasarkan nilai kesalahan *error* terkecil dari metode intervensi penambahan *outlier* dan ARIMAX efek variasi kalender penambahan *outlier*. Dapat disimpulkan metode analisis yang baik digunakan pada data agregat dan roda dua yaitu intervensi dengan penambahan *outlie*. Nilai RMSE dan MAPE yang dihasilkan lebih kecil.

5.2 Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya pada analisis intervensi dapat menggunakan intervensi selain pembebasan tarif Suramadu roda dua.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR PUSTAKA

- Aditiasari, D. (2015). Ini Alasan Jokowi Gratiskan Motor Melintas di Tol Suramadu, Juni 12, 2015. Diakses 24 Desember, 2015, dari
<http://m.detik.com/finance/read/2015/06/12/172556/2941018/4/ini-alasan-jokowi-gratiskan-motor-melintas-di-tol-suramadu>
- Akuntoro, I. (2015). Jokowi Bebaskan Tarif Jalan Tol Suramadu untuk Roda Dua, Juni 12, 2015. Diakses 24 Desember, 2015, dari
<http://nasional.kompas.com/read/2015/06/12/15401071/Jokowi.Bebaskan.Tarif.Jalan.Tol.Suramadu.untuk.Roda.Dua>
- Arsyad, L. (1999). *Peramalan Bisnis*. Yogyakarta: BPFE-Yogyakarta.
- Bowerman, B.L., & O'Connell, R. T. (1993). *Forecasting and Time Series : an Applied Approach*, 3rd Edition. California: Duxbury Press.
- Badan Pusat Statistik. (2016). Transportasi. Diakses 27 Februari, 2016, dari
<http://www.bps.go.id/Subjek/view/id/17#subjekViewTab1|a|ccordion-daftar-subjek2>
- Chan, W. W., dan Chan, L. C. (2008). Revenue Management Strategies Under the Lunar–Solar Calendar: Evidence of Chinese Restaurant Operations. *International Journal of Hospitality Management*, 27, 381-390
- Cryer, J.D. & Chan, K.-S. (2008). *Time Series Analysis : With Applications in R* (2nd ed.). USA: Springer Science+Business Media, LLC.
- Daniel, W.W., (1989). *Statistika Nonparametrik Terapan*. Jakarta: PT. Gramedia.
- Gujarati, D. (2004). *Basic Econometrics (4th Ed)*. New York: Mc Graw-Hill.

- Harahap, P.R.M. (2014). Analisis Peramalan Penjualan Sepeda Motor Di Kabupaten Ngawi Dengan Arima dan ARIMAX. *Jurnal Sains dan Seni POMITS*, 3(2), 122-127.
- Isnaini, S. (2015). Sepeda Motor Lewat Suramadu Gratis Ferry ASDP Mengaku Belum Berdampak. Juni 15, 2015. Diakses 24 Desember, 2015, dari <http://pojokpitu.com/baca.php?idurut=8300&&top=1&&ktg=&&keyrbk=Ekonomi%20Dan%20Bisnis&&keyjdl=asdp>
- Izza, L.M. (2014). Peramalan Penjualan Sepeda Motor Menurut Tipe Dengan Pendekatan Autoregressive Integrated Moving Average With Exogeneous Input (ARIMAX) Di Kabupaten Banyuwangi. *Jurnal Sains dan Seni POMITS*, 3(2), 176-181.
- Kementrian Perhubungan. (2014). Informasi Geo-Spasial Transportasi 2014 Prasarana Transportasi. Diakses 24 Februari, 2016, dari <http://gis.dephub.go.id/gallery/Foto/Buku/BUKU%203%20-%20Buku%20Geospasial%20III%20-%20cetak.pdf>
- Lukitasari, I. (2006). Pemodelan Intervensi Pada Kendaraan Roda Dua Di Kapal Ferri Ujung-Kamal (Evaluasi Dampak Beroperasinya Jembatan Suramadu), Tugas Akhir. Program Sarjana Jurusan Statistika ITS, Surabaya.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & McGee, V.E. (1999). Jilid 1 Edisi Kedua, Terjemahan Ir. Hari Suminto. *Metode dan Aplikasi Peramalan*, Jakarta : Bina Rupa Aksara.
- Minitab. (2010). *Gage Studies for Continous Data*. MinitabInc.
- Tempo. (2010). Tarif Kapal Ferry Ujung-Kamal Turun 50 Persen. April 26, 2010. Diakses 5 Feburuari, 2016, dari <http://m.tempo.co/read/news/2010/04/26/180243194/tarif-kapal-feri-ujung-kamal-turun-50-persen>
- Tempo. (2015). Suramadu Gratis Puluhan Karyawan ASDP Kamal terancam PHK. Juni 15, 2015. Diakses 24 Desember, 2015, dari

- <http://nasional.tempo.co/read/news/2015/06/15/058674987/suramadu-gratis-puluhan-karyawan-asdp-kamal-terancam-phk>
- Pratiwi, R. (2014). Analisis Intervensi untuk Evaluasi Pengaruh Bencana Lumpur Lapindo dan Kebijakan Pembukaan Arteri Porong Terhadap Volume Kendaraan Di Jalan Tol Waru-Gempol. *Jurnal Sains dan Seni POMITS*, 3(2), 164-169.
- Ridwan, M. (2014). Tarif Kapal Surabaya-Kamal Naik 7,43 persen. Desember 23, 2014. Diakses 5 Februari, 2016, dari <http://www.lensaindonesia.com/2014/11/23/tarif-kapal-surabaya-kamal-naik-743-persen.html>
- Suryaningtyas, W. (2011). Peramalan Volume Penjualan Celana Panjang di Boyolalidengan Menggunakan Model Variasi Kalender. *Prosiding dalam Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika* tanggal 3 Desember 2011 di Jurusan Pendidikan Matematika FMIPA Universitas Negeri Yogyakarta.
- Wei, W.W.S. (2006). *Time Series Analysis, Univariate, and Multivariate Methods*. Canada: Addison Wesley Publishing Company
- Walpole, R.E. 1995. *Pengantar Statistika*. Edisi ke 3. Diterjemahkan oleh: Bambang Sumantri. Jakarta: Gramedia Pustaka Utama.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BIODATA PENULIS



Penulis adalah anak pertama dari dua bersaudara, penulis mempunyai hobi membuat puisi, menonton dan membaca. Nama penulis Eka Apriliani yang biasa dipanggil dengan sebutan Eka saat dibangku kuliah. Penulis lahir dikota Surabaya pada tanggal 19 april 1993. Alamat penulis berada di

daerah surabaya utara tepatnya di jalan kapas jaya no 53. Riwayat Pendidikan penulis pernah bersekolah diSDN Gading VIII, SMPN 31 Surabaya, SMAN 3 Surabaya dan pendidikan kuliah di DIII Statistika ITS, saat ini penulis duduk dibangku lintas jalur S1. Selama masa-masa menempuh dunia pendidikan penulis selalu bersemangat dalam menjalani pendidikannya. Karena buat penulis pendidikan itu sangat berguna hingga tua nanti. Penulis bercita cita ingin menjadi orang sukses dalam segala bidang demi membahagiakan kedua orang tuanya. Meski didalam menjalani hidup ini tidak mudah, namun yang penulis miliki hanya tekad, semangat, kerja keras dan doa. Statistika yang selama penulis pelajari didalam perkuliahan sangat berguna. Bahkan hampir setiap hari menggunakan ilmu tersebut. Maka dari itu berkeinginan penulis agar penelitian yang dibuat dapat bermanfaat untuk orang lain. Selama duduk di bangku pendidikan penulis pernah mengikuti LBB PRIMAGAMA, IPIEM, TEKNOS dan Cottage. Apabila pembaca berkeinginan mengetahui lebih paham mengenai penelitian yang penulis buat dapat menghubungi melalui email :

ekaapriliani.ani@gmail.com